

PENGENALAN INDIVIDU BERDASARKAN *GAIT* MENGGUNAKAN SINGULAR VALUE DECOMPOSITION DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN *BACK PROPAGATION*

HUMAN RECOGNITION BASED GAIT USING SINGULAR VALUE DECOMPOSITION AND BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK

Bhagas Nugroho¹, Achmad Rizal², Reza Budiawan³

^{1,2,3}Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Univeristas Telkom

Jl. Telekomunikasi, Dayeuh Kolot Bandung 40257 Indonesia

¹bhagasnugroho4@yahoo.com, ²ach_rizal@yahoo.com, ³rbudiawan@tass.telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Gait atau cara berjalan setiap individu bisa dikatakan unik karena setiap individu umumnya memiliki cara berjalan yang unik. Kelebihan lainnya biometrik dari *gait* dapat bekerja dalam jarak jauh. Pengenalan individu melalui webcam dengan masukan berupa video dapat menjadi alternatif lain untuk pengenalan individu biometrik selain dengan metode pengenalan biometrik lainnya seperti sidik jari dan iris mata. Tugas akhir ini mengimplementasikan metode reduksi data *singular value decomposition* (SVD) dan metode klasifikasi jaringan syaraf tiruan (JST) *back propagation* dalam identifikasi individu berdasarkan *gait*. Dengan mencari kombinasi parameter-parameter *back propagation* terbaik pada nilai *epoch*, *learning rate*, jumlah *neuron hidden layer*, dan target MSE dengan melakukan *trial and error* hingga menemukan nilai persentase akurasi optimal pada pengujian pengenalan individu. Output dari sistem ini adalah ketepatan dalam mengenali suatu objek berjalan. *Singular value decomposition* dengan jaringan syaraf tiruan *back propagation* memiliki pengenalan ciri yang cukup baik pada kasus pengenalan individu berdasarkan *gait* karena terbukti mampu memberikan nilai akurasi sebesar 90%. Akurasi ini dicapai pada traing JST *back propagation* dengan parameter jumlah *neuron hidden layer* 10, dengan *epoch* 1000, target MSE $1e-20$, dan dengan parameter *learning rate* 0.01.

Kata kunci : *Gait*, *Singular Value Decomposition*, *Jaringan Syaraf Tiruan Back propagation*

Abstract

Gait based recognition's features has advantages to be a recognition system, because it is not easy to imitate and modified. Another advantage of *gait* biometrics can work over long distances. Recognition individuals via webcam with input in the form of video can be an alternative to the recognition biometric individuals other than the recognition biometric methods such as fingerprint and iris. This final task is to implement a data reduction method using singular value decomposition (SVD) and artificial neural network (ANN) back propagation for classification methods in the recognition individuals based on *gait*. By looking for the combination of back propagation best parameters on the value of the epoch, learning rate, the number of hidden layer neurons, and mean square error rate (MSE) target by doing trial and error to find the optimal value of the percentage of accuracy in testing individual recognition. The output of this system is accuracy in recognizing an object walk. Singular value decomposition with back propagation neural network has the characteristics of a pretty good introduction to the case of an individual based *gait* recognition because it proved able to deliver a 90% accuracy rate. This accuracy is achieved in training back propagation neural network with parameters of hidden layer neuron number 10, with the epoch 1000, target MSE $1e-20$, and the learning rate parameter 0.01.

Key Word : *Gait*, *Singular Value Decomposition*, *Back propagation neural network*

1. Pendahuluan

Gait adalah cara atau sikap berjalan individu. *Gait* merupakan suatu hal unik yang dimiliki setiap individu yang dipengaruhi oleh berat tubuh, panjang kaki, alas kaki yang sedang dipakai, dan postur tubuh, dan hal-hal lain yang berpengaruh pada gaya jalan seseorang [1]. Keunikan *gait* dari setiap individu ini yang kemudian akan dijadikan sebagai identifikasi individu. Kelebihan *gait* sendiri adalah *gait* dapat dilakukan dengan proses jarak jauh. Tidak seperti identifikasi sidik jari, iris mata, suara, dan wajah yang memerlukan kedekatan antara objek dengan sensor. Selain itu, pengenalan *gait* menawarkan potensi besar untuk pengenalan video resolusi rendah, di

mana teknologi biometrik lainnya mungkin tidak valid karena piksel yang tidak memadai untuk mengidentifikasi subyek manusia [2].

Ada dua teori yang dikemukakan sebagai cara pengenalan ini bekerja pada manusia, teori pertama mengemukakan bahwa seseorang akan memperhatikan struktur 3D yang menyangkut postur tubuh. Teori kedua yaitu informasi pergerakan dan transisi yang dijadikan bentuk pengenalan, tanpa memperhatikan postur tubuh. Melalui dua teori ini, terbentuk dua pendekatan yang dipakai yaitu holistik dan model. Pendekatan holistik memandang ciri dari keseluruhan bentuk tubuh. Sedangkan pendekatan model dengan menganalisa bagian-bagian tubuh tertentu (tangan, kaki, kepala). Kedua pendekatan tersebut menekankan pada ekstraksi ciri dari bentuk tubuh, bukan kinematik (kecepatan, koordinat) karena ia lebih signifikan dalam menentukan akurasi identifikasi daripada kinematik. Siluet merupakan salah satu bentuk pendekatan holistik. Siluet didapatkan dengan memisahkan objek dari latar belakangnya (*background subtraction*) [3]. Kualitas dari siluet tidak begitu mempengaruhi hasil analisa *gait*.

Siluet didapatkan dengan memisahkan objek dari latar belakangnya (*background subtraction*) [3]. Kualitas dari siluet tidak begitu mempengaruhi hasil analisa *gait*. Dalam tugas akhir ini dilakukan identifikasi *gait* berdasarkan siluet. Siluet didapatkan dari *image* video yang kemudian dilakukan *subtraction image* sehingga didapatkan kumpulan gambar 2D yang merupakan *subtraction image* sehingga didapatkan kumpulan gambar 2D yang merupakan satu siklus *gait* [4]. Dari satu siklus tersebut, akan dipilih beberapa siluet yang lebih merepresentasikan *gait*.

Pengerjaan tugas akhir ini terbagi atas dua bagian besar dalam tahap pengenalan maupun pelatihan yaitu ekstraksi ciri dan klasifikasi. Pada tahap ekstraksi ciri terbagi atas dua bagian besar yaitu pengambilan titik ciri dari siluet sehingga didapat *vector* ciri yang menjadi input bagi tranformasi *singular value decomposition* (SVD). *Singular value decomposition* (SVD) berguna untuk dekomposisi terhadap *image* dan mereduksi dimensi data [5]. Dan untuk klasifikasi digunakan teknik Jaringan syaraf tiruan *back propagation*. Teknik klasifikasi Jaringan Syaraf Tiruan *back propagation* digunakan karena adanya *hidden layer* pada *back propagation* dapat menyebabkan tingkat error pada *back propagation* lebih kecil dibanding tingkat error pada *single layer network*. Karena *hidden layer* pada *back propagation* berfungsi sebagai tempat untuk mengupdate dan menyesuaikan bobot, sehingga didapatkan nilai bobot yang baru yang bisa diarahkan mendekati dengan target output yang diinginkan [6].

2. Dasar Teori dan Perancangan Sistem

2.1 Singular value decomposition

Singular value decomposition adalah metode aljabar linier yang memecah matriks A (*terms-documents*) berdimensi $t \times d$ menjadi tiga matriks TSD . T adalah matriks kata (*terms*) berukuran $t \times r$, S adalah matriks diagonal berisi nilai skalar (*eigen values*) berdimensi $r \times r$, dan r ditentukan sebelumnya, dan D adalah matriks dokumen berukuran $r \times d$. Dekomposisi nilai singular dari matriks A dinyatakan sebagai $A = TSD^T$. SVD dapat mereduksi dimensi dari matriks A dengan cara mengurangi ukuran r dari matriks diagonal S . Pengurangan dimensi dari matriks S dilakukan dengan cara mengubah semua nilai diagonal matriks S menjadi nol, kecuali untuk nilai diagonal dari dimensi yang tersisa. Pengalihan ketiga matriks TSD^T akan membentuk matriks A awal dengan nilai setiap elemennya mendekati nilai sebenarnya. Untuk dapat memecah matriks A dengan SVD, vektor orthonormal harus diperoleh agar matriks A dapat didiagonalkan. Untuk itu, eigen-vektor yang searah dengan A perlu dicari.

2.2 Jaringan Syaraf Tiruan *Back propagation*

Jaringan Syaraf Tiruan *Back propagation* merupakan salah satu jaringan syaraf tiruan yang sangat populer digunakan untuk memecahkan masalah. Jaringan syaraf tiruan ini merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan masalah dengan melakukan proses pembelajaran. Jaringan ini memiliki banyak *layer*, dimana terdapat *hiden layer* yang bisa lebih dari satu jumlahnya. *Back propagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan, serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola yang dipakai selama proses pelatihan [6].

Pelatihan *back propagation* meliputi 3 tahapan sebagai berikut.

1. Propagasi maju.

Pola masukan dihitung maju mulai dari *input layer* hingga *output layer* menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.

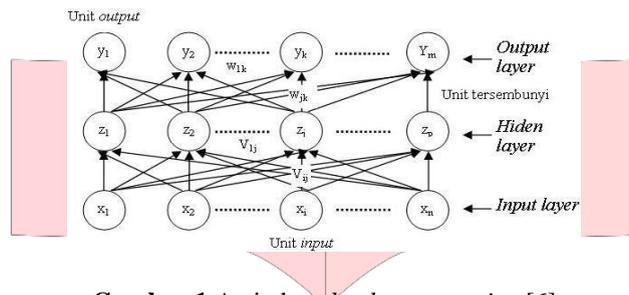
2. Propagasi mundur.

Selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan yang terjadi itu dipropagasi mundur. Dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di *output layer*.

3. Perubahan bobot.

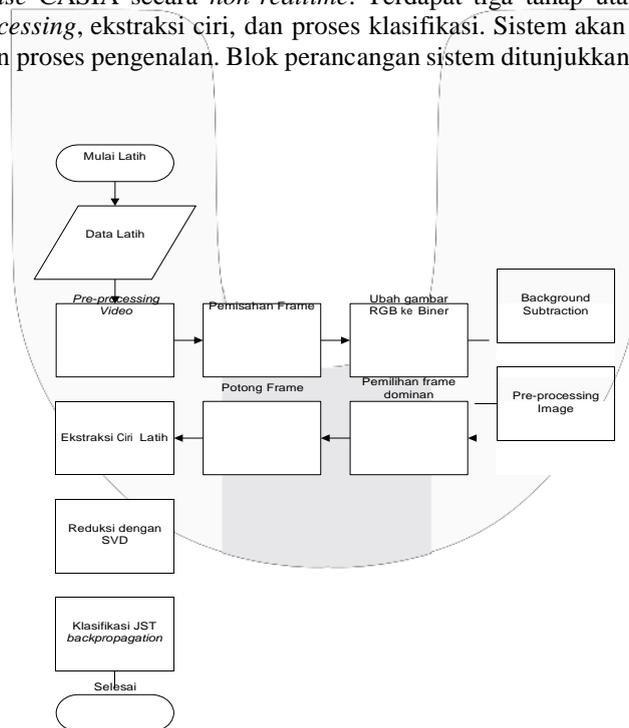
Modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi. Ketiga fase tersebut diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi.

Arsitektur jaringan syaraf *back propagation* seperti terlihat pada gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1 Arsitektur *back propagation* [6]

Dalam Tugas Akhir ini dirancang suatu sistem yang dapat mendeteksi ciri *gait* dari video berjalan individu yang diambil dari *database* CASIA secara *non-realtime*. Terdapat tiga tahap utama pada sistem pengenalan individu ini yaitu *pre-processing*, ekstraksi ciri, dan proses klasifikasi. Sistem akan melakukan dua proses yaitu proses latih, proses uji, dan proses pengenalan. Blok perancangan sistem ditunjukkan pada gambar 2 dan gambar 3.

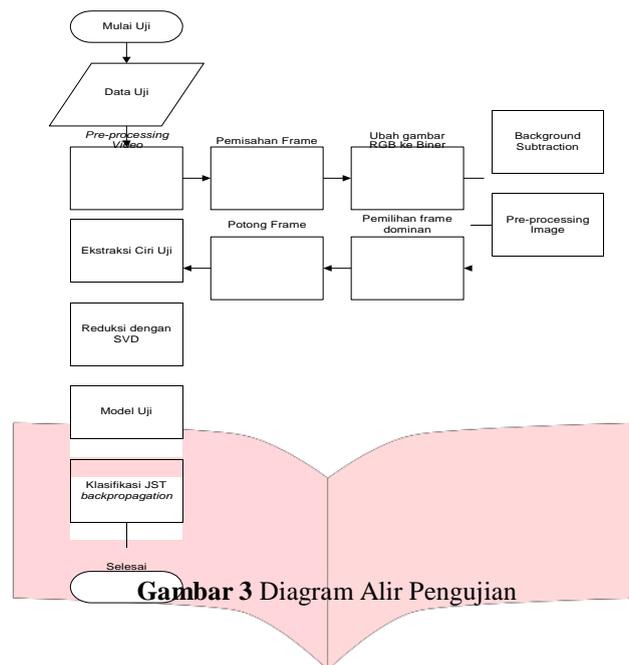


Gambar 2 Diagram Alir Pelatihan

2.3 Proses Latih

Data video yang telah didapatkan akan melalui beberapa proses untuk masuk ke dalam bentuk frame-frame siluet. Pada tahap pertama, setiap individu akan dilakukan *pre-processing*, hasil dari proses tersebut kemudian dilakukan ekstraksi ciri dari masing-masing individu. Pada tahap kedua, semua data latih dari semua individu akan disatukan menjadi satu data latih gabungan yang telah direduksi dengan metode *singular value decomposition*. Semua data latih yang telah menghasilkan ciri dari setiap *gait* yang telah melalui SVD akan masuk ke proses uji di jaringan syaraf tiruan *back propagation*. Pada tahap ketiga, ciri dari *gait* data latih yang akan

dijadikan masukan ke JST *back propagation* akan diubah ubah parameter nya untuk melihat peformansi sistem dalam akurasi mengenali individu. Tahapan dari data latih dapat dilihat pada gambar 2



2.4 Proses Uji

Proses uji hampir sama dengan proses latih, hanya pada proses uji tidak dicari data uji gabungannya. Data uji setiap individu akan melalui proses *pre-processing*, ekstraksi ciri, dan reduksi dengan SVD. Ciri dari setiap individu akan dilakukan proses pengujian dengan klasifikasi JST *back propagation*. Sebelum dilakukan proses pengujian dengan klasifikasi JST *back propagation* akan dilakukan proses validasi sistem dengan menguji data latih hingga nilai validasi 100%. Setelah itu dilakukan pengujian sistem dengan mengubah-ubah parameter di JST *back propagation*. Hasil ciri nanti akan dijadikan untuk pengujian data uji yang akan digunakan sebagai masukan proses pengenalan. Dan akan dibandingkan dengan model latih. Proses uji ditunjukkan oleh gambar 3

2.5 Video Gait

Video *gait* dari penelitian ini diambil dari dataset B CASIA. Pada tugas akhir ini akan diambil video dari 15 individu dengan 6 video tiap individunya. Data latih untuk sistem ini berjumlah 60 video dan 30 video pengujian. *Database* dari dataset B CASIA ini akan dijadikan *frame-frame* sebagai input dalam proses penelitian yang akan masuk dalam sistem latih yang telah digambarkan pada flowchart sistem latih di gambar 2

2.6 Video Processing

Video *processing* pada penelitian ini di bagi menjadi 3 langkah untuk menghasilkan *frame* yang akan di ubah menjadi bentuk biner yang nantinya akan masuk *image processing*. Langkah-langkah yang ada pada video processing yaitu:

1. Pemisahan *frame*

Pemisahan *frame* pada penelitian ini dilakukan dengan menangkap dan memecah video menjadi citra-citra digital berdasarkan *frame-frame* video. Proses ekstraksi dilakukan terhadap video dimana untuk setiap *frame* pada satuan waktu tertentu diubah ke dalam bentuk citra digital. Citra digital yang dihasilkan dalam bentuk PNG (*Portable Network Graphics*). Selanjutnya untuk setiap pixel didalam citra digital dikonversi menjadi tipe double yang memiliki jangkauan nilai antara 0 hingga 1. Nilai pixel 0 untuk komponen warna lemah dan nilai 1 berarti komponen warna yang kuat. Walaupun diubah menjadi tipe double, namun citra digital masih berada dalam domain warna RGB (*Red, Green, Blue*).

2. Background subtraction

Pada tahap ini dilakukan pengurangan *frame* gambar yang hanya menunjukkan gambar background tanpa ada individu didalamnya. Sehingga dari kumpulan *frame* tadi, *frame* gambar *background* akan dihilangkan dari kumpulan *frame* yang ada [9].

3. Ubah gambar RGB ke biner

Kumpulan *frame* tadi akan diubah menjadi gambar biner. Sehingga gambar yang didapatkan berupa siluet individu yang sedang berjalan. Hal ini untuk memudahkan proses yang akan dilakukan selanjutnya.

2.7 Image Processing

Hasil dari *video processing* yang telah mendapatkan hasil berupa *frame* yang menjadi gambar biner akan dijadikan sebagai input didalam tahap *image processing* dalam penelitian ini. Pada tahap ini dilakukan pemilihan 2 *frame* penting, yaitu pertama saat gambar individu berjalan menunjukkan double support atau dalam *frame* menunjukkan saat ukuran lebar *pixel frame* paling besar dan tinggi paling kecil. Kedua adalah disaat proses berjalan midstance atau dalam *frame* menunjukkan saat ukuran lebar *pixel frame* paling kecil dan tinggi paling besar. Dari tahap ini didapatkan dua *frame* penting yang selanjutnya akan diproses.

2.8 Memotong Frame

Pada tahap ini, dua *frame* penting yang sudah dipilih akan dipotong sesuai ukuran lebar dan tingginya, untuk mempermudah proses ekstraksi ciri.

2.9 Ekstraksi Ciri

Pada tahap ini akan digunakan dua metode ekstraksi ciri untuk membandingkan ekstraksi ciri yang optimal ekstraksi ciri yang pertama sesuai

2.10 Singular value decomposition (SVD)

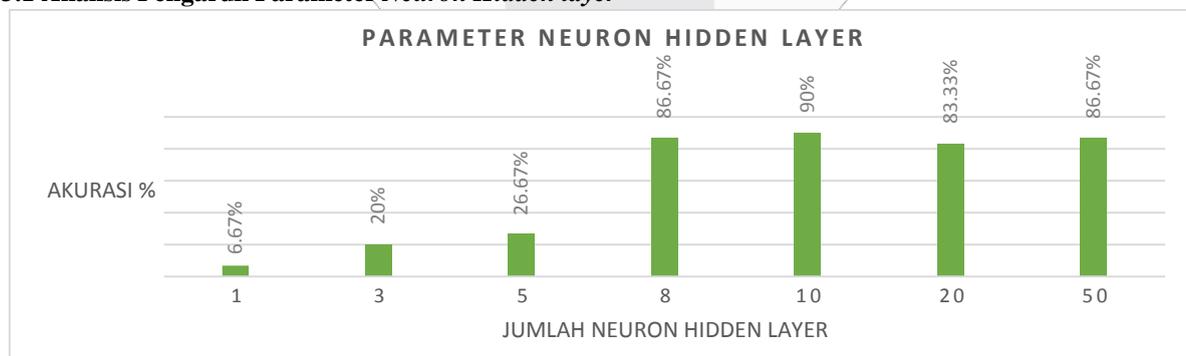
Pada tahap ini hasil dari ekstraksi ciri akan masuk ke *Singular value decomposition* yang akan mereduksi data yang kurang penting dan nantinya akan mengambil ciri penting yang akan digunakan menjadi output yang akan masuk ke Jaringan Syaraf Tiruan *back propagation*.

2.11 Penjelasan Back propagation

Pada tugas akhir ini, hal yang ingin diketahui adalah penggunaan *back propagation* untuk mengolah data. Pada *JST back propagation* ini memiliki beberapa parameter yang menentukan dalam pengenalan suatu ciri. Parameter yang akan digunakan dalam tugas akhir ini adalah *epoch*, *hidden layer*, *goal performance*, dan *learning rate* yang diubah-ubah untuk menganalisis pengaruh parameter *JST back propagation* terhadap kecepatan pengenalan dan akurasi sistem. Pada sistem ini akan digunakan 60 siluet *database* yang akan menjadi data latih yang telah masuk dekomposisi SVD dan akan menjadi input dalam *back propagation* dan akan masuk ke pelatihan dengan perubahan parameter-parameter jaringan syaraf tiruan *back propagation*. Pada tugas akhir ini akan digunakan *trainlm* sebagai default untuk fungsi pelatihan jaringan. *Trainlm* adalah fungsi pelatihan jaringan yang update nilai bobot dan bias sesuai dengan optimasi Levenberg Marquardt. Setelah menentukan nilai parameter yang digunakan terlebih dahulu melakukan validasi program terhadap sistem pengenalan. Pada tugas akhir ini melakukan validasi dengan data latih sendiri sehingga mendapat nilai akurasi 100%. Setelah nilai akurasi validasi tercapai, selanjutnya melakukan pengujian terhadap data uji dengan 30 data video *gait* sebagai data uji atau data pengenalan.

3. Hasil Dan Analisis

3.1 Analisis Pengaruh Parameter Neuron Hidden layer



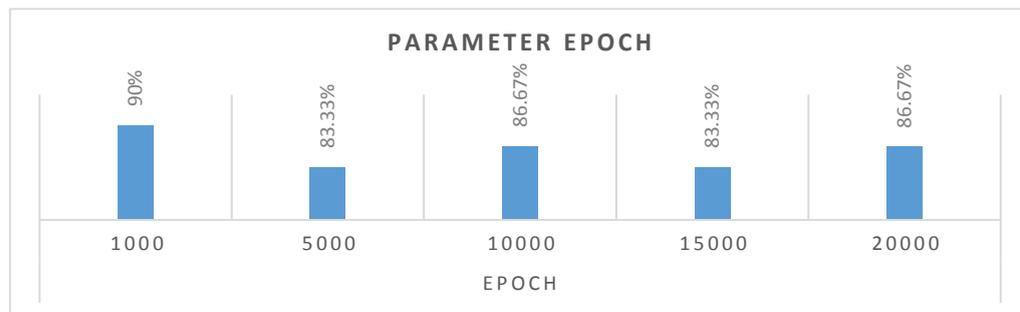
Gambar 4 Pengaruh Parameter *Neuron Hidden Layer* terhadap akurasi pengenalan

Tingkat akurasi sistem dipengaruhi oleh jumlah *neuron hidden layer*, seperti ditunjukkan oleh gambar 4. Terlihat bahwa semakin banyak jumlah *neuron hidden layer* maka tingkat akurasi sistem akan meningkat. Tetapi, jumlah *neuron hidden layer* pada gambar diatas menunjukkan dimana saat akurasi meningkat dan akurasi terlihat stabil. Grafik diatas juga menunjukkan saat pelatihan sudah mencapai *hidden layer* tertentu maka akurasi akan

terlihat stabil dan tidak selalu meningkat. Makin banyak jumlah *neuron* menyebabkan proses *training* menjadi lebih lama sehingga sangatlah mungkin terjadi bila jaringan mulai kehilangan kemampuan generalisasinya dan pada akhirnya grafik menjadi naik turun seperti gambar diatas. Maka untuk mendapatkan parameter *neuron hidden layer* yang dapat mengoptimalkan akurasi dan mengoptimalkan waktu pelatihan perlu dilakukan *trial and error*. Dari hasil pengujian didapatkan nilai akurasi yang tinggi saat jumlah *neuron hidden layer* 10. Sehingga jumlah *neuron hidden layer* yang dianggap optimal untuk sistem ini berjumlah 10 *neuron hidden layer*.

3.2 Analisis Pengaruh Parameter *Epoch*

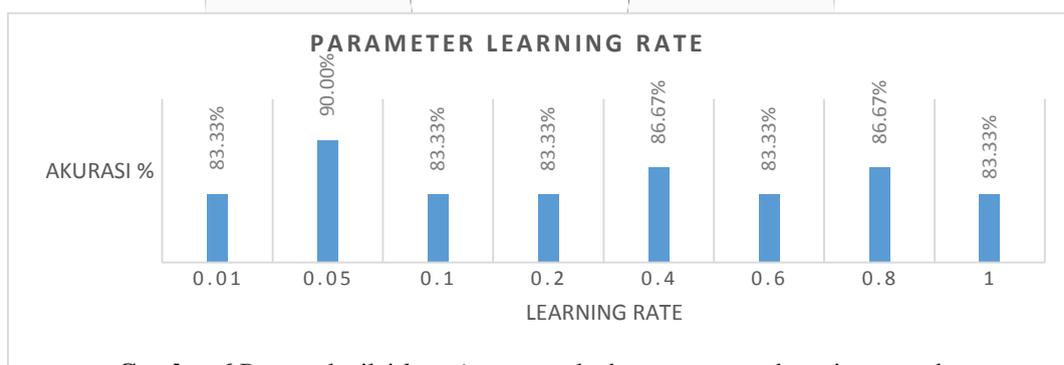
Epoch (iterasi) adalah siklus perubahan bobot yang terjadi pada saat pembelajaran JST. Biasanya kondisi berhenti JST diatur ketika *epoch* yang diinginkan tercapai. Pada gambar 5 diperoleh gambar perubahan *epoch* terhadap akurasi untuk data *gait* dengan default target MSE sebesar $1e-20$ dan dengan *neuron* layer hidden 10.



Gambar 5 Pengaruh jumlah *epoch* terhadap akurasi pengenalan

Gambar 5 memperlihatkan bahwa banyaknya *epoch* mempunyai pengaruh terhadap akurasi sistem. Pada saat nilai *epoch* 1000 sistem mempunyai nilai akurasi 90%, saat nilai *epoch* 5000 sistem mempunyai nilai akurasi 83.33%, saat nilai *epoch* 10000 sistem memiliki akurasi 86.67%, saat 15000 sistem memiliki akurasi sebesar 83.33% dan 86.87% pada saat *epoch* 20000. Hasil akurasi pada gambar 5 menunjukkan bahwa nilai *epoch* mempengaruhi naik turunnya hasil akurasi sistem tetapi tidak berbeda jauh hasil akurasinya. Nilai *epoch* yang semakin besar dapat mempengaruhi lamanya pengenalan terhadap suatu pelatihan sendiri karena *epoch* sendiri adalah perulangan/iterasi maka diperlukan *trial and error* untuk menentukan nilai *epoch* yang optimal untuk sistem ini. Pada sistem ini nilai *epoch* yang paling optimal menghasilkan nilai akurasi paling besar adalah saat nilai *epoch* sebesar 1000 pada saat *neuron hidden layer* 10 dan target MSE $1e-20$.

3.3 Analisis Pengaruh Parameter *Learning rate*

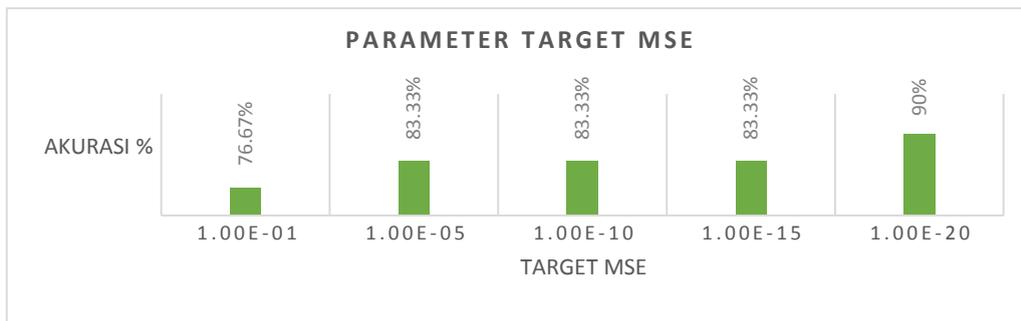


Gambar 6 Pengaruh nilai *learning rate* terhadap persentase akurasi pengenalan

Pada gambar 6 percobaan dilakukan dengan default jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 20 dengan nilai *epoch* 5000 dan target MSE $1e-15$. Nilai akurasi yang paling besar ditunjukkan pada saat *learning rate* berjumlah 0.05 dengan akurasi mencapai 90%. Namun dari hasil akurasi yang tidak terlalu berubah signifikan nilai *learning rate* dapat dinyatakan tidak terlalu berpengaruh terhadap nilai akurasi. *Learning rate* berpengaruh pada proses *training* dalam mencapai target MSE yang diinginkan. Bila *learning rate* bernilai kecil maka proses *training* menjadi lebih stabil dalam mendekati atau mencapai target MSE. *Learning rate* ini tidak berpengaruh pada akurasi karena adanya kelemahan JST *back propagation* yang mulai kehilangan kemampuan generalisasinya pada iterasi tertentu, sementara letak iterasi tidak dapat dipastikan. Sehingga parameter *learning rate* ini untuk mendapatkan nilai akurasi seperti pada gambar 6 harus melalui tahapan *trial and error*.

3.4 Analisis Pengaruh Parameter Target MSE

Salah satu faktor yang berpengaruh pada nilai akurasi sistem ini adalah parameter target MSE. Perubahan nilai akurasi pada besar kecil nya nilai target MSE dapat dilihat dari gambar 7. Percobaan ini memakai default jumlah *neuron hidden layer* 10 dengan parameter *epoch* 1000.

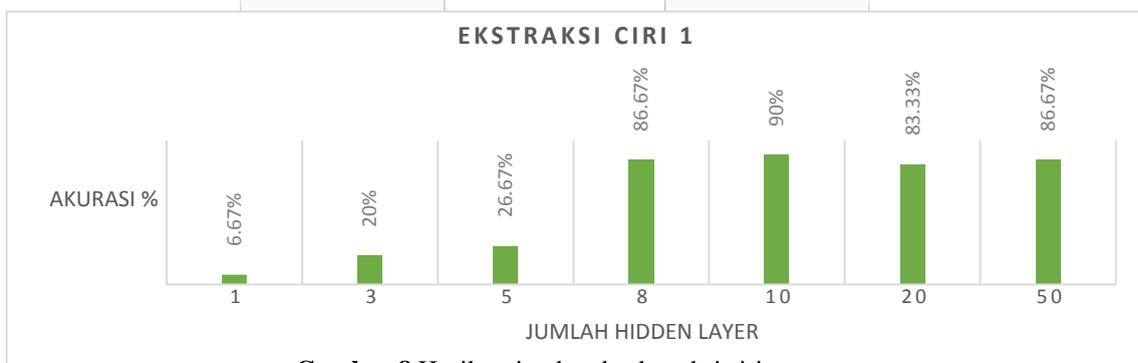


Gambar 7 Pengaruh parameter target MSE terhadap akurasi pengenalan

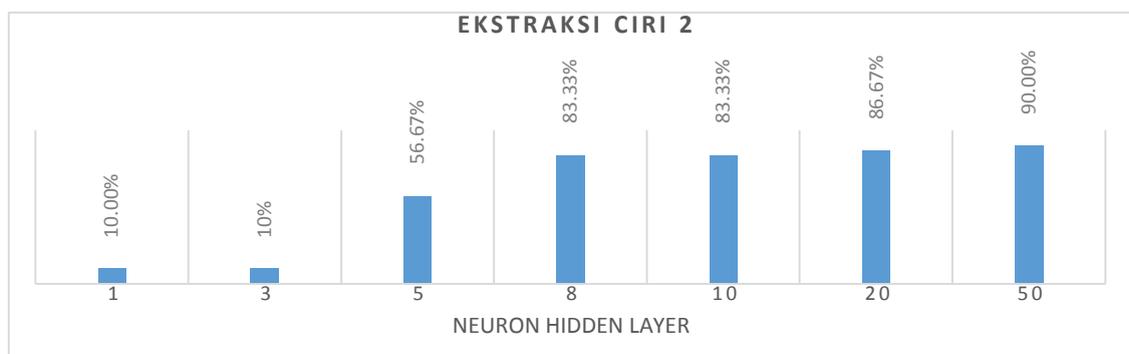
Gambar 7 menunjukkan bahwa semakin kecil nilai target MSE maka pada suatu kondisi tertentu nilai akurasi akan stabil dan juga dapat meningkat nilai akurasinya. Tetapi jika semakin kecil nilai target MSE maka waktu training yang diperlukan akan cenderung lebih lama. Akan tetapi hal tersebut tidak menjamin jaringan tersebut mampu mengenali pola uji dengan benar. Hal tersebut disebabkan karena jaringan hanya mengambil sifat yang spesifik yang dimiliki oleh data training dan jaringan mulai kehilangan kemampuan generalisasinya (memberikan respon yang baik terhadap data yang belum pernah diberikan atau data uji). Sehingga pada percobaan ini tidak dapat diketahui saat nilai target MSE yang baik begitu saja melainkan dengan mencoba-coba dimana target MSE yang baik pada sistem. Pada gambar 6 menunjukkan nilai target MSE yang baik terjadi pada saat nilainya 1e-20 yang memberikan hasil akurasi sebesar 90%.

3.5 Analisis Pengaruh Ekstraksi Ciri

Dalam pengujian pada tugas akhir ini dilakukan dua macam ekstraksi ciri terhadap data latih (*database*) siluet individu ekstraksi ciri yang pertama adalah ekstraksi ciri dengan melakukan pengambilan ciri dari titik tengah siluet ke ujung tepi siluet dengan mengambil ciri memutar sebanyak 360⁰ dan ekstraksi ciri yang kedua saat mengambil ciri secara garis lurus horizontal pada dari ujung tepi kiri ke ujung tepi kanan siluet.



Gambar 8 Hasil optimal pada ekstraksi ciri pertama



Gambar 9 Hasil optimal pada ekstraksi ciri kedua

Pada gambar yang ditunjukkan oleh gambar 8 dan gambar 9 bahwa nilai akurasi optimal oleh dua ekstraksi ciri yang berbeda didapat nilai akurasi sebesar 90%. Namun nilai akurasi yang berbeda ini didapatkan dengan nilai-nilai parameter yang berbeda didalam jaringan syaraf tiruan *back propagation*. Jadi pada tugas akhir ini dihasilkan bahwa ekstraksi ciri yang digunakan dalam penelitian ini tidak terlalu berpengaruh pada nilai akurasi pengenalan individu dengan proses dekomposisi nilai menggunakan *singular value decomposition*.

4. Kesimpulan

Singular value decomposition dengan jaringan syaraf tiruan *back propagation* memiliki pengenalan ciri yang cukup baik pada kasus pengenalan individu berdasarkan *gait* karena terbukti mampu memberikan nilai akurasi sebesar 90%. Akurasi ini dicapai pada traing JST *back propagation* dengan parameter jumlah *neuron hidden layer* 10, dengan *epoch* 1000, target MSE $1e-20$, dan dengan parameter *learning rate* 0.01. Kedua ekstraksi ciri yang dipakai dalam tugas akhir ini sama-sama memiliki nilai akurasi paling tinggi 90%. Ini dikarenakan pengaruh dekomposisi dua nilai ciri *gait* yang berbeda pada proses *singular value decomposition* dapat membedakan ciri *gait* dari masing-masing individu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Lee and W. Grimson, "Gait analysis for recognition and classification," in *Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Washington DC, 2002.
- [2] K. D and P. J, "Gait Recognition Using Active Shape Model Prediction," *IET Computer Vision*, vol. 4, pp. 25-36, 2010.
- [3] C. Harris and M. Stephens, "A Combined corner and edge detector," in *4th Alvery Vision Conference*, 1988.
- [4] C. B. Abdelkader, R. Cutler and L. Davis, "Gait Recognition using Image Self-Similarity," *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 2004.
- [5] A. Herve, "Singular Value Decomposition (SVD) and Generalized Singular Value Decomposition (GSVD)," *Encyclopedia of Measurement and Statistic*, 2007.
- [6] J. J. Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2009.
- [7] Z. Zude, A. Qinsong and L. Quan, "A SVD-based Digital Watermarking Algorithm for 3D Mesh Models," in *ICSP*, 2006.
- [8] I. Tambunan, *Identifikasi Plat Nomor Kendaraan Reguler/Non Reguler Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Back propagation*, Bandung: Library Telkom University, 2011.
- [9] M. Piccardi, "Background subtraction techniques: a Review," *IEEE International Conference on System*, 2004.
- [10] D. K. Wagg and M. S. Nixon, "On Automated Model-Based Extraction and Analysis of Gait," *Biometric: personal identification in network society*, pp. 231-250, 1999.
- [11] D. Post, "Gait Analysis Review," *Aerospace & Mechanical Engineering*, 2006.
- [12] M. Gosh and D. Bhattacharjee, "Human Identification by Gait Using Corner Points," *Graphics and Signal Processing*, vol. 2, pp. 30-36, 2012.