

PENERAPAN METODE MULTILAYER PERCEPTRON UNTUK MEMPREDIKSI TANDA TANGAN MAHASISWA

[Application of the Multilayer Perceptron Method to Predict Student Signatures]

Riko Sanjaya, riko.sanjaya21@gmail.com¹⁾, Abdullah, abdialam@gmail.com²⁾, Usman, usmanovsky13411@gmail.com³⁾

^{1) 2) 3)} Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri

Abstract

Signature (English: signature comes from Latin: *signare* which means "sign") or initial is handwriting, sometimes given a certain writing style of a person's name or other identification marks written on the document as proof of identity and willingness. The signature acts as a seal. One of the signature pattern recognition techniques is an artificial neural network, where this method uses the principle of the human brain consisting of neurons as input processing to produce output based on existing weights. This study aims to implement an artificial neural network in signature pattern recognition and create a program that simulates this method using Matlab software with a supported operating system. The benefits of research predicting this signature is that it can recognize the signatures of students who have the same signature pattern. The artificial neural network architecture used is the multilayer perceptron learning algorithm. The data used is in the form of a signature image measuring 30 x 20 pixels which has been converted into numbers by image processing. From this process, the signature pattern recognition neural network will be input. After the input process will be processed for training and testing. The network training uses data of 120 samples of signature patterns with validation results for 78 images that can be recognized with an accuracy of 89.7% for these signature patterns.

Keyword: *Signature Pattern Recognition, Artificial Neural Networks, Multilayer Perceptron*

Abstrak

Tanda tangan (inggris: *signature* berasal dari latin: *signare* yang berarti "tanda") atau paraf adalah tulisan tangan, terkadang diberi gaya tulisan tertentu dari nama seseorang atau tanda identifikasi lainnya yang ditulis pada dokumen sebagai sebuah bukti dari identitas dan kemauan. Tanda tangan berlaku sebagai segel. Salah satu teknik pengenalan pola tanda tangan adalah dengan jaringan syaraf tiruan, dimana metode ini menggunakan prinsip dari otak manusia yang terdiri dari *neuron* sebagai pemrosesan *input* untuk menghasilkan *output* berdasarkan bobot yang ada. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan jaringan syaraf tiruan pada pengenalan pola tanda tangan dan membuat program yang mensimulasikan metode ini menggunakan *software Matlab* dengan sistem operasi yang mendukung. Adapun manfaat dari penelitian memprediksi tanda tangan ini adalah dapat mengenali tanda tangan mahasiswa yang memiliki pola tanda tangan yang sama. Arsitektur jaringan syaraf tiruan yang digunakan adalah algoritma pembelajaran *multilayer perceptron*. Data yang digunakan berupa gambar tanda tangan berukuran 30 x 20 *pixel* yang telah dirubah menjadi angka dengan proses pengolahan citra. Dari proses tersebut akan menjadi *input* jaringan syaraf tiruan pengenalan pola tanda tangan. Setelah proses *input* akan diproses untuk pelatihan dan pengujian. Pelatihan jaringan menggunakan data sebanyak 120 sampel pola tanda tangan dengan hasil validasi untuk 78 gambar dapat dikenali dengan keakuratan sebesar 89,7% terhadap pola-pola tanda tangan tersebut.

Kata kunci: Pengenalan Pola Tanda Tangan, Jaringan Syaraf Tiruan, *Multilayer Perceptron*.

PENDAHULUAN

Dalam kehidupan sehari-hari sering dilakukan proses identifikasi, mulai dari pelayanan perbankan, kesehatan, kependudukan, akademis, keimigrasian dan masih banyak lagi lainnya. Ada banyak cara untuk proses identifikasi, dan yang paling banyak adalah menggunakan pola tanda tangan. Pada zaman teknologi ini, pencocokan karakteristik tanda tangan dengan pemiliknya dapat dilakukan dengan menggunakan komputer, sehingga akan menghemat waktu bila dibandingkan dengan melakukannya secara manual.[1] Untuk membantu mempermudah pengenalan pola tanda tangan caranya adalah dengan menggunakan jaringan saraf tiruan (JST).[2] Namun jaringan saraf tiruan tidak diprogram untuk menghasilkan keluaran tertentu. Semua keluaran atau kesimpulan yang ditarik oleh jaringan didasarkan pada penglamannya selama mengikuti proses pembelajaran.[3] Metode yang dilakukan dalam pengenalan pola tanda tangan ini adalah metode *multilayer perceptron*. Metode *multilayer perceptron* (MLP) merupakan salah satu jenis dari algoritma jaringan syaraf tiruan yang mengadopsi cara kerja jaringan syaraf pada mahluk hidup. Algoritma ini terkenal handal karena proses pembelajaran yang mampu dilakukan secara terarah.[4] Pembelajaran algoritma ini dilakukan dengan memperbarui bobot balik (*backpropagation*).[5] Algoritma yang digunakan oleh *multilayer perceptron* ini akan mengatur parameter-parameter bebasnya melalui proses pembelajaran. Untuk mengenali pola tanda tangan, semua pola tanda tangan akan melalui fase *training* (pelatihan/pembelajaran). Pada fase ini, semua pola tanda tangan akan dipelajari dengan menggunakan metode *multilayer perceptron*.[6] Dari beberapa pengertian diatas peneliti tertarik untuk merancang sistem yang dapat melakukan pengenalan tanda tangan dengan menggunakan metode *multilayer perceptron*.[7]

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melihat tingkat akurasi yang dihasilkan oleh teknik atau model data

mining yaitu algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP) dalam memprediksi tanda tangan mahasiswa, menjabarkan algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP) kedalam rule, enerapkan algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP) dalam memprediksi tanda tangan mahasiswa.

Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) atau disingkat JST adalah sistem komputasi dengan arsitektur dan operasinya diilhami dari pengetahuan tentang sel saraf biologi di dalam otak. JST dapat digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk fungsi *aproksimasi nonlinear*, klasifikasi data, *cluster* dan *regresi non parametric* atau sebagai sebuah simulasi dari koleksi model saraf biologi

Tanda tangan (inggris: *signature* berasal dari latin: *signare* yang berarti “tanda”) atau paraf adalah tulisan tangan, terkadang diberi gaya tulisan tertentu dari nama seseorang atau tanda identifikasi lainnya yang ditulis pada dokumen sebagai sebuah bukti dari identitas dan kemauan. Tanda tangan berlaku sebagai segel. Sejak berabad-abad lamanya, tanda tangan digunakan untuk membuktikan *outentikasi* pada dokumen kertas misalnya: surat, piagam, ijazah, buku, karya seni, dan sebagainya. Tanda tangan mempunyai karakteristik sebagai berikut: Tanda tangan adalah bukti yang *otentik*, tanda tangan tidak dapat dilupakan. tanda tangan tidak dapat dipindah untuk digunakan ulang. dokumen yang telah ditandatangani adalah valid dan tidak dapat diubah. tanda tangan tidak dapat disangkal (*repudiation*).

Permodelan (*modelling*) sesungguhnya digunakan untuk penyederhanaan masalah. Dalam hal ini, sasaran model sesungguhnya adalah abstraksi dari segala sesuatu menjadi gambaran-gambaran yang mudah dipahami. Adapun tujuan pemodelan adalah sasaran visualisasi dan komunikasi antar anggota pengembang. *Use Case Diagram* iyalah syarat penamaan pada *use case* adalah nama di definisikan sesimpel mungkin agar dapat dipahami. Ada dua hal utama pada *use case* yaitu pendefinisian apa yang disebut aktor dan *use case*. Aktor merupakan orang, proses, atau sistem lain yang berintraksi

dengan sistem informasi yang akan dibuat diluar sistem informasi. *Use case* merupakan fungsional yang disediakan sistem unit-unit yang saling bertukar pesan antar unit atau aktor. *Activity diagram* menggambarkan rangkaian aliran dari aktivitas, digunakan untuk mendeskripsikan aktifitas yang dibentuk dalam suatu operasi sehingga dapat juga digunakan untuk aktifitas lainnya seperti *use case* atau interaksi.[8] *Sequence Diagram* menggambarkan interaksi antara sejumlah *object* dalam urutan waktu. Kegunaannya untuk menunjukkan rangkaian pesan yang dikirim antara *object* juga interaksi antar *object* yang terjadi pada titik tertentu dalam eksekusi sistem.[9]

Pada dasarnya algoritma multilayer perceptron ada dua tahap, yaitu *feedforward* dan *backpropagation*. Pada tahap *feedforward*, sinyal *input* diberikan kedalam jaringan. Komputasi dilakukan oleh neuron pada setiap lapisan sehingga menghasilkan *output*. Pada tahap ini, bobot pada jaringan tidak mengalami perubahan. Sebaliknya pada tahap *backpropagation*, semua bobot diperbaiki berdasarkan *error* jaringan. Bobot diperbaiki untuk membuat *output* yang dihasilkan semakin mendekati *output* yang diinginkan. Metode klasifikasi multilayer perceptron (MLP) merupakan salah satu jenis dari algoritma jaringan syaraf tiruan yang mengadopsi cara kerja jaringan syaraf pada mahluk hidup.[10] Algoritma ini terkenal handal karena proses pembelajaran yang mampu dilakukan secara terarah. Pembelajaran algoritma ini dilakukan dengan memperbaiki bobot balik (*backpropagation*). Penetapan bobot yang optimal akan menghasilkan hasil klasifikasi yang tepat.[11]

METODOLOGI PENELITIAN

Attribute selection atau *feature selection* bertujuan untuk memilih fitur yang berpengaruh (fitur optimal) dan mengesampingkan fitur yang tidak berpengaruh. *Attribute selection* tidak memiliki wewenang yang terkait dengan pemberian atau pembuatan model. *Attribute selection* sering ditempatkan pada tahap *preprocessing data*. *Attribute selection*

dalam penelitian ini dilakukan dengan uji autokorelasi. [12]

Uji autokorelasi dilakukan dengan menggunakan fungsi $=CORR(array1, array2)$ yang terdapat pada *Microsoft Excel*. *array* 1 untuk data t dan *array* 2 untuk data yang akan dilakukan uji autokorelasi. Uji autokorelasi dilakukan pada $t-1$ hingga $t-7$ terhadap t . Hubungan autokorelasi akan ditentukan berdasarkan nilai dari variabel ρ . Bila nilai $\rho=0$ maka, tidak ada korelasi sedangkan, bila nilai ρ mendekati 1 maka, dikatakan memiliki korelasi yang tinggi. Nilai ρ memiliki kriteria seperti yang ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Kriteria Uji Autokorelasi

ρ	Keterangan
0,00–0,199	Memiliki hubungan yang sangat lemah
0,20–0,399	Memiliki hubungan yang lemah
0,40–0,599	Memiliki hubungan yang sedang
0,60–0,799	Memiliki hubungan kuat
0,80–1,000	Memiliki hubungan yang sangat kuat

Multilayer perceptron tergolong dalam *feed-forward network*. Model *multilayer perceptron* tersusun dari beberapa lapisan *node* yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*.[13] Penentuan elemen *multilayer perceptron* sangat mempengaruhi kinerja jaringan sehingga, harus dipertimbangkan dengan hati-hati. Elemen dari *multilayer perceptron* terdiri dari, arsitektur jaringan, algoritma pembelajaran dan fungsi aktivasi.[14] Penentuan arsitektur jaringan akan bergantung pada data. Banyak literatur menyatakan bahwa tidak ada aturan umum yang mengatur terkait penentuan arsitektur yang baik, banyak arsitektur harus diperiksa untuk hasil yang benar dengan teknik *trial and error*.[15]

Node dalam arsitektur jaringan akan terhubung lurus mulai dari *node* pada *input layer* terhubung ke *node* pada *hidden layer*

dan *node* pada *hidden layer* akan terhubung ke *node* pada *output layer*. Setiap *node* yang terhubung memiliki bobot masing-masing dengan nilai yang sama atau bisa berbeda karena bobot awal ditentukan secara *random*.[16]

Algoritma pembelajaran pada *multilayer perceptron* dilakukan sesuai dengan sebagai berikut :

Langkah 0 (*input*):

- *Input* data pelatihan ke jaringan.

Langkah 1 (inisialisasi):

- Melakukan inisialisasi bobot dengan nilai acak yang kecil.
- Mengatur parameter seperti, *learning rate* dan *momentum coefficient*.

Langkah 2 (*training loop*):

- Menerapkan pola *input network* ke *input layer*.

Langkah 3 (*forward propagation*):

- Menyebarluaskan *sinyal forward* melalui jaringan.
- Menghitung *network output vector*.

Langkah 4 (Menghitung *output error*):

- Menghitung *error* pada setiap *output*, perbedaan antara target yang diinginkan dan *network output*.

Langkah 5 (*error backpropagation*):

- Menyebarluaskan *error backward* untuk menyesuaikan bobot dengan cara meminimalkan *error*.

Langkah 6 (satu *loop iteration*):

- Memeriksa apakah seluruh data telah digunakan.
- Mengulang langkah ke dua dengan menggunakan langkah 5 untuk seluruh *training dataset*.

Penelitian terhadap peramalan sessions menggunakan MLP dilakukan sebanyak 324 kali percobaan untuk berbagai perbandingan train dan test, arsitektur jaringan dan learning rate. Pengujian dilakukan dengan mengubah jumlah data train dan test, learning rate dan arsitektur jaringan.

Persentase data train dan test yang dilakukan dalam penelitian terdiri dari 10%, 20%, 30%, 40% 50% 60%, 70%, 80%, dan 90% data train. Penggunaan berbagai variasi persentase data train dan test bertujuan untuk menemukan jumlah data

terbaik untuk peramalan session. Epoch maksimum yang digunakan adalah 50000 untuk masing-masing data input. Learning rate yang akan digunakan adalah 0,1 sampai 0,9 dengan selisih untuk setiap learning rate adalah 0,1 .

Peramalan sessions mengimplementasikan 4 jenis arsitektur yang memiliki 1 input layer-1 hidden layer-1 output layer terdiri dari 2 node input layer-1 node hidden layer-1 node output layer (2-1-1), 2 node input layer-2 node hidden layer-1 node output layer (2-2-1), 2 node input layer-3 node hidden layer-1 node output layer (2-3-1), dan 2 node input layer-4 node hidden layer-1 node output layer (2-4-1)[31].

A. Evaluasi

Evaluasi hasil peramalan dilakukan dengan menggunakan MSE dan RMSE untuk setiap pengujian data training dan test. Evaluasi dilakukan untuk memverifikasi keefektifan dan keakuratan model yang diusulkan. Nilai akurasi dari MSE dan RMSE akan dibandingkan dan dipilih metode evaluasi terbaik. Proses perhitungan dilakukan sesuai dengan .

$$\text{Mean Square Error (MSE)} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{2N} e_t^2 \quad (2)$$

$$\text{Root Mean Square Error (RMSE)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^{2N} e_t^2} \quad (3)$$

Nilai *error* yang diperoleh menggunakan MSE dan RMSE akan digunakan untuk menghitung akurasi. Akurasi yang diperoleh dari MSE dan RMSE akan dibandingkan. Tujuan Pembandingan guna mengetahui akurasi terbaik yang dihasilkan dari kedua metode tersebut. Persentase data train dan data test pada grafik akurasi akan dinyatakan sebagai nilai 1 hingga 9. Nilai yang terdapat pada grafik nilai akurasi memiliki keterangan sesuai dengan Tabel 2.

Tabel 2. Keterangan Persentase Data Train dan Test untuk Grafik Akurasi

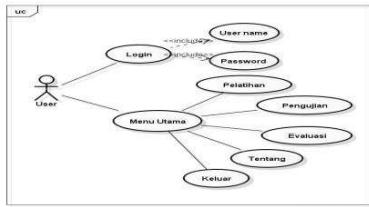
Nilai	Keterangan
1	10% Data Train, 90% Data Test
2	20% Data Train, 80% Data Test
3	30% Data Train, 70% Data Test

4	40% Data Train, 60% Data Test
5	50% Data Train, 50% Data Test
6	60% Data Train, 40% Data Test
7	70% Data Train, 30% Data Test
8	80% Data Train, 20% Data Test
9	90% Data Train, 10% Data Test

Penggunaan Algoritma *Multilayer Perceptron* untuk peramalan dimulai dengan tahap *preprocessing*. Tahap *preprocessing* yang dilakukan adalah normalisasi data. Tahap normalisasi data bertujuan untuk mempermudah proses pada jaringan. Normalisasi data dilakukan agar *output* hasil pelatihan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Normalisasi data dilakukan dengan mengubah skala fitur, data dinormalisasi atau disebut dengan penskalaan data antara 0-1 [8]. Persamaan yang digunakan adalah Persamaan 1.

$$X' = \frac{0,8(x-\alpha)}{(b-\alpha)} + 0,1 \quad (1)$$

Use case bertujuan untuk menggambarkan proses antara user dan sistem yang dibangun lihat gambar 1.

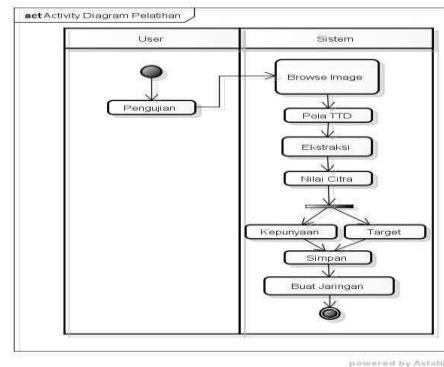


Gambar 1. Usecase Diagram

Adapun keterangan dari gambar 1 *usecase* diatas yaitu user (dosen, mahasiswa, TU) melakukan login dengan mengisi *username* dan *password*, setelah login maka akan tampil menu utama. Di dalam menu utama terdapat pelatihan, pengujian, evaluasi, tentang, dan keluar.

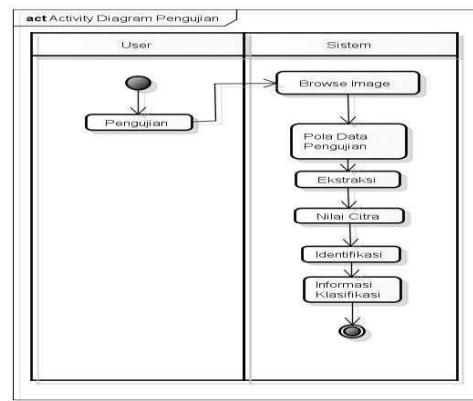
B. Activity Diagram

Di bawah ini merupakan gambaran aktivitas user sebelum menjalankan program. Adapun gambar activity diagram pelatihan dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Activity Diagram Pelatihan

Pada gambar 2 *activity diagram Pelatihan* menggambarkan aktivitas diagram di dalam menu utama. User melakukan pelatihan, klik browse image dan cari pola tanda tangan yang ingin dilatih yang ada di dalam database. Setelah pola tanda tangan di dapat lakukan ekstraksi maka akan tampil nilai biner citra. Masukkan tanda tangan kepunyaan siapa dan target. Klik simpan untuk penyimpanan kedalam database. Selanjutnya buat jaringan setelah semua proses pelatihan telah dilakukan.



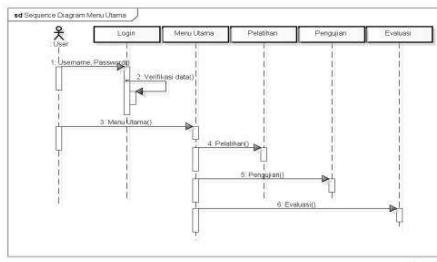
Gambar 3. Activity Diagram Pengujian

Pada gambar 3 *activity diagram Pengujian* diatas menggambarkan aktivitas diagram di dalam menu utama. User mengklik pengujian, maka tampil halaman pengujian. Selanjutnya user mengklik browse image untuk mencari pola tanda tangan. Setelah pola tanda tangan di dapat user melakukan ekstraksi untuk mendapatkan nilai citra. Setelah nilai citra di dapat user melakukan identifikasi untuk

mendapatkan nilai target dan klasifikasi citra.

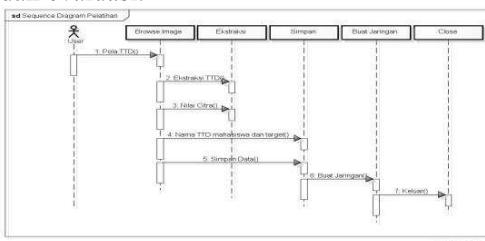
C. Squence Diagram

Squence diagram yaitu menggambarkan skenario diagram yang digambarkan secara spesifik, yang diambil dari *activity diagram*.



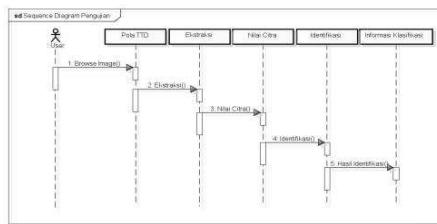
Gambar 4. Squence Diagram Menu Utama

Adapun keterangan gambar 4 *sequence diagram* menu utama user memasukkan username dan password untuk login. Setelah melakukan login maka tampil menu halam utama. Didalam halaman utama terdapat menu pelatihan, pengujian, dan evaluasi.



Gambar 5. Squence Diagram Pelatihan

Adapun keterangan gambar 5 diatas klik browse image untuk mencari pola tanda tangan. Setelah pola tanda tangan di dapat lakukan ekstraksi untuk mendapatkan nilai biner citra. Selanjutnya masukkan tanda tangan kepunyaan siapa dan nilai target. Klik simpan apabila proses pelatihan sudah selesai di lakukan.

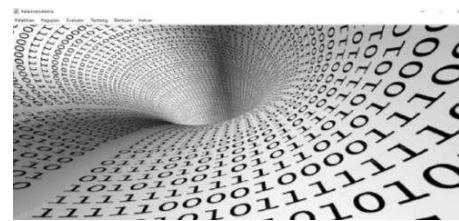


Gambar 6. Squence Diagram Pengujian
Adapun keterangan gambar 6

sequence diagram pengujian diatas klik browse image untuk mencari pola tanda tangan. Setelah pola tanda tangan di dapat lakukan ekstraksi untuk mencari nilai citra, selanjutnya lakukan identifikasi untuk mendapatkan nilai target dan klasifikasi citra.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk memudahkan penggunaan aplikasi, disediakan antar muka halaman utama, dimana pada antar muka halaman utama ini, pengguna dapat melakukan beberapa intraksi pada sistem. Berikut ini merupakan antar muka halaman utama pada sistem pengenalan pola tanda tangan.



Gambar 7. Antar Muka Halaman Utama

Pada antar muka gambar 7 diatas, terdapat pilihan menu yang dapat digunakan oleh pengguna sistem/*user*. Adapun isi dari halam utama yaitu: menu pelatihan, menu pengujian, menu tentang, menu bantuan, menu evaluasi dan menu keluar.

B. pengujian sistem

Pada bagian ini dilakukan pengujian perangkat lunak dan pembahasan hasil yang diperoleh dari pengujian perangkat lunak tersebut. Pengujian dilakukan pada citra pelatihan dengan tiap citra memiliki ukuran 30x20 pixel dengan format bitmap (BMP). Adapun spesifikasi dari pengujian sistem klasifikasi tanda tangan adalah sebagai berikut: Citra latih yang digunakan (sebagai memori/pengetahuan bagi sistem) sebanyak 120 citra. Database dari citra yang tersimpan akan digunakan sebagai acuan untuk melakukan klasifikasi citra uji sebanyak 78 citra. Metode yang digunakan adalah *holdout*.

Tabel 1. Pengujian Sistem

No	Citra Uji Coba	Hasil	Status
1	Citra Aminudin	Aminudin	Benar
2	Citra Aminudin	Aminudin	Benar
3	Citra Aminudin	A. Firmansyah	Salah
4	Citra Aminudin	Aminudin	Benar
5	Citra Aminudin	Aminudin	Benar
6	Citra M Rizki Alpiandi	M Rizki Alpiandi	Benar
7	Citra M Rizki Alpiandi	M Rizki Alpiandi	Benar
8	Citra M Rizki Alpiandi	M Rizki Alpiandi	Benar
9	Citra M Rizki Alpiandi	Firdaus	Salah
10	Citra Zul Ansyari Putra	Zul Ansyari Putra	Benar
11	Citra Zul Ansyari Putra	Zul Ansyari Putra	Benar
12	Citra Zul Ansyari Putra	Zul Ansyari Putra	Benar
13	Citra Zul Ansyari Putra	Zul Ansyari Putra	Benar
14	Citra Rendi Azrian	Rendi Azrian	Benar
15	Citra Rendi Azrian	Rendi Azrian	Benar
16	Citra Rendi Azrian	Rendi Azrian	Benar
17	Citra M Rizki Alpiandi	M Rizki Alpiandi	Benar
18	Citra M Rizki Alpiandi	Firdaus	Salah
19	Citra M Rizki Alpiandi	M Rizki Alpiandi	Benar
20	Citra Firman	Firman	Benar
21	Citra Firman	Firman	Benar
22	Citra Firman	Firman	Benar
23	Citra Fatimah	Fatimah	Benar
24	Citra Fatimah	Fatimah	Benar
25	Citra Fatimah	Fatimah	Benar
26	Citra Risna Wati	Risna Wati	Benar
27	Citra Risna Wati	Risna Wati	Benar
28	Citra Risna Wati	Risna Wati	Benar
29	Citra Dede Nuriman	Dede Nuriman	Benar
30	Citra Dede Nuriman	Dede Nuriman	Salah
31	Citra Dede Nuriman	Rino	Salah
32	Citra Zul Ansyari Putra	Zul Ansyari Putra	Benar
33	Citra Zul Ansyari Putra	Zul Ansyari Putra	Benar
34	Citra Zul Ansyari Putra	Zul Ansyari Putra	Benar
35	Citra Rian Saputra	Rian Saputra	Benar
36	Citra Rian Saputra	Rian Saputra	Benar
37	Citra Rian Saputra	Rian Saputra	Benar
38	Citra Fitra Ramadona	Fitra Ramadona	Salah
39	Citra Fitra Ramadona	Fitra Ramadona	Benar
40	Citra Fitra Ramadona	Fitra Ramadona	Benar
41	Citra Dedi Rahman	Dedi Rahman	Benar
42	Citra Dedi Rahman	Dedi Rahman	Benar
45	Citra Andika Firmansyah	A. Firmansyah	Benar
46	Citra Andika Firmansyah	A. Firmansyah	Benar
47	Citra Andika Firmansyah	A. Firmansyah	Benar

48	Citra Andika Firmansyah	A. Firmansyah	Benar
49	Citra M. Sofyan	M. Sofyan	Benar
50	Citra M. Sofyan	M. Sofyan	Benar
51	Citra M. Sofyan	M. Sofyan	Benar
53	Citra Firdaus	Firdaus	Benar
54	Citra Firdaus	Firdaus	Benar
55	Citra Firdaus	Firdaus	Benar
56	Citra Firdaus	Firdaus	Benar
57	Citra M Thaher	M Thaher	Benar
58	Citra M Thaher	M Thaher	Benar
59	Citra M Thaher	M Thaher	Benar
60	Citra Rahmat Arif	Firman	Salah
61	Citra Rahmat Arif	Rahmat Arif	Benar
62	Citra Rahmat Arif	Rahmat Arif	Benar
63	Citra Kaharuddin	Kaharuddin	Benar
64	Citra Kaharuddin	Kaharuddin	Benar
65	Citra Kaharuddin	Firdaus	Salah
66	Citra Yopi Hendra	Yopi Hendra	Benar
67	Citra Yopi Hendra	Yopi Hendra	Benar
68	Citra Yopi Hendra	Yopi Hendra	Benar
75	Citra Yuswandi	Yuswandi	Benar
76	Citra Yuswandi	Yuswandi	Benar
77	Citra Dedi Rahman	Dedi Rahman	Benar
78	Citra Dedi Rahman	Dedi Rahman	Benar

Berdasarkan Tabel 3 diketahui pengujian yang dilakukan dengan metode holdout citra uji sebanyak 78 citra, yang diklasifikasi secara benar sebanyak 70 citra, sedangkan 8 citra uji diklasifikasikan salah oleh sistem. Dengan demikian dapat diketahui bahwa akurasi yang diperoleh sebesar 89,74%.

SIMPULAN

Berdasarkan proses pembuatan sistem cerdas ini, maka dapat disimpulkan bahwa perubahan-perubahan yang terjadi didalam pengenalan tanda tangan mahasiswa sistem informasi menggunakan metode multilayer perceptron yaitu:

- Penerapan dan pemanfaatan sistem cerdas pengenalan tanda tangan menggunakan metode *multilayer perceptron* dapat mengenali tanda tangan mahasiswa yang memiliki pola tanda tangan yang sama.
- Penerapan dan pemanfaatan sistem cerdas pengenalan tanda tangan mahasiswa sistem informasi ini dapat mempermudah pihak kampus dalam hal memperoleh keakuratan tanda tangan

yang berkaitan dengan tanda tangan mahasiswa.

- Akurasi pengujian yang dilakukan dengan metode *holdout* citra uji yang diklasifikasi secara benar sebanyak 70 citra, sedangkan 8 citra uji diklasifikasikan salah oleh sistem. Dengan demikian dapat diketahui bahwa akurasi yang diperoleh sebesar 89,74%.

SARAN

Saran yang dapat disampaikan terkait dengan hasil pengenalan pola tanda tangan mahasiswa sistem informasi menggunakan metode *multilayer perceptron* ini yaitu:

- Sistem informasi ini masih banyak kekurangan dan kelemahan, untuk itu perlu dilakukan pengembangan sistem cerdas pengenalan tanda tangan agar lebih lengkap.
- Diharapkan kepada peneliti selanjutnya agar dapat menggunakan metode lain dari metode yang digunakan saat ini, serta menghasilkan informasi yang lebih baik dan sesuai dengan yang diharapkan.
- Kepada pengguna sistem untuk dapat melakukan pelatihan terlebih dahulu untuk dapat menjalankan sistem ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. P. Wibawa, W. Lestari, A. B. P. Utama, I. T. Saputra and Z. N. Izdihar, "Multilayer Perceptron untuk Prediksi Sessions pada Sebuah," vol. 1, no. 57-67, 2020.
- [2] Amrin, "Diagnosis of Tuberculosis by Artificial Neural," vol. 3, 2019.
- [3] Gunawan and Y. Reswan, "DESAIN APLIKASI PENGENALAN POLA TANDA TANGAN MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)," vol. 17, 2021.
- [4] P. G. Pratiwi, I. K. G. D. Putra and D. P. S. Putri, "Peramalan Jumlah Tersangka Penyalahgunaan Narkoba Menggunakan Metode Multilayer Perceptron," vol. 7, 2019.
- [5] D. A. Navastara, J. Safitri and D. Purwitasari, "KOMBINASI METODE MULTILAYER PERCEPTRON DAN TEORI FUZZY UNTUK KALSIFIKASI DATA MEDIS," vol. 2, 2018.
- [6] F. Tambunan, "Pengenalan Aksara Batak Dengan Metode Perceptron," vol. 4, no. 160-170, 2019.
- [7] M. A. B. Ferdinand, A. P. Wibawa, I. A. E. Zaeni and H. Ar Rosyid, "SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING-MULTILAYER PERCEPTRON UNTUK PERAMALAN PENGUNJUNG UNIK JURNAL ELEKTRONIK," vol. 2, no. 62-70, 2020.
- [8] L. Rosalina and B. Susilo, "Integrasi Pemodelan Cellular Automata Dan Multilayer Perceptron Untuk Prediksi Lahan Pertanian Sawah Di Sebagian Kabupaten Sleman," 2017.
- [9] N. O. Rahardiani, W. F. Mahmudy and Indriati, "Optimasi Bobot Multi-Layer Perceptron Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Klasifikasi Tingkat Resiko Penyakit Stroke," vol. 2, no. 2352-2360, 2018.
- [10] S. Sen, D. Sugiarto and A. Rochman, "Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras," vol. XII, 2020.
- [11] T. F. Hadimarta, R. R. Muhima and M. Kurniawan, "Implementasi Multilayer Perceptron Pada Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Nilai

Valuta Asing," vol. 5, no. 56-63, 2020.

[12] Lukman and I. Sunoto, "KOMPARASI ALGORITMA MULTILAYER PERCEPTRON DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM PEMILIHAN BEASISWA," vol. 2, 2017.

[13] Amrin and I. Satriadi, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Multilayer Perceptron Untuk Analisa Pemberian Kredit," vol. 5, no. 605-610, 2018.

[14] M. Sofie and A. Rizal, "KLASIFIKASI CITRA REKAMAN SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN METODE ANALISIS TEKSTUR, K-NN DAN MULTILAYER PERCEPTION," vol. 7, 2016.

[15] Azwar, "Algoritma Multi Layer Perceptron," 17 Januari 2020. [Online]. Available: <https://123bisa.com/2020/01/17/algoritma-multi-layer-perceptron/>. [Accessed 1 Mei 2021].

[16] A. J. N. Muhammad Zidny, "Identifikasi Tangan Berdasarkan Grid Entropy Menggunakan Multilayer Perceptron," vol. 9, no. 2085-3688, 2017.