

Pengenalan Citra Sidik Jari dengan Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan *Perceptron*

Fingerprints Image Recognition by Using Perceptron Artificial Neural Network

Muhammad Arif Budiman¹, I Gusti Agung Widagda^{2*}

^{1,2}Program Studi Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana, Kampus Bukit, Jimbaran, Badung, Bali, Indonesia 80361

Email: mbudimanarif@gmail.com; [*igawidagda@unud.ac.id](mailto:igawidagda@unud.ac.id)

Abstrak – Sistem keamanan yang menggunakan password atau kartu identitas dapat diretas dan disalahgunakan. Salah satu alternatif untuk sistem keamanan adalah menggunakan identifikasi biometrik. Sistem biometrik yang populer digunakan adalah sidik jari karena sistem ini aman dan nyaman. Sidik jari memiliki pola yang khas untuk setiap individu dan hal tersebut mengakibatkan sidik jari relatif sulit untuk dipalsukan, maka sistem ini aman. Nyaman karena proses verifikasi mudah dilakukan. Permasalahan yang sering kali terjadi pada sistem fingerprint scanner adalah didapatkan kesalahan dan pengguna mengalami kesulitan saat akses. Untuk menangani permasalahan tersebut telah berkembang sistem kecerdasan buatan. Salah satu bidang kecerdasan buatan dalam identifikasi pola adalah jaringan saraf tiruan (JST). Dari beberapa hasil penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode JST cukup handal dalam identifikasi pola. Berdasarkan pada fakta tersebut, dalam penelitian ini digunakan metode JST perceptron dengan nilai learning rate bervariasi. Pada penelitian ini program diimplementasikan pada aplikasi Matlab R2017a. Dari hasil penelitian yang dilakukan dengan menguji 20 sampel menunjukkan bahwa kinerja metode JST perceptron merupakan metode yang relatif baik dalam pengenalan citra sidik jari. Hal ini bisa terindikasikan dari nilai accuracy (0,95), precision (0,83), TP rate (1), dan FP rate (0,07). Selain itu, letak koordinat titik (FP rate; TP rate) yaitu (0,07; 1) pada ROC graphs terletak pada sebelah kiri atas (wilayah classifier sempurna).

Kata kunci: sistem keamanan, sistem biometrik, sidik jari, JST perceptron, Matlab R2017a

Abstract – Security systems that use passwords or identity cards can be hacked and misused. One of alternative security system is to use biometric identification. The biometric system that is popularly used is fingerprints, because the system is safe and comfortable. Fingerprints have a distinctive pattern for each individual and this makes fingerprints relatively difficult to fake, so the system is safe. Comfortable because the verification process is easily done. The problem that often occurs on the system of fingerprint scanner is found an error and the user has difficulty when accessing. To handle with these problems has developed an artificial intelligence system. One of artificial intelligence in pattern identification is artificial neural networks (ANN). From some of the results of previous research showed that the ANN method is reliable in pattern identification. Based on these facts, the method used in this research is the perceptron ANN method with values learning rate varying. In the research the program conducted by testing 20 samples showed that the performance of the perceptron ANN method is relatively good method in fingerprint image recognition. This can be indicated from the value of accuracy (0.95), precision (0.83), TP rate (1), and FP rate (0.07). In addition, the location of the point coordinate (FP rate; TP rate) is (0.07; 1) in ROC graphs is located on the upper left (perfect classifier region).

Key words: security system, biometric system, fingerprint, perceptron ANN, Matlab R2017a

1. Pendahuluan

Sistem keamanan saat ini masih banyak yang menggunakan *password* atau kartu identitas. Seiring dengan perkembangan teknologi, sistem keamanan ini dapat “ditembus” ketika *password* atau kartu identitas seseorang disalahgunakan. Berkembangnya ilmu biometrik, teknik identifikasi untuk sistem keamanan menjadi lebih akurat dan aman. Identifikasi biometrik memanfaatkan karakteristik fisiologis individu seperti retina mata, sidik jari, DNA, suara, wajah, dan sebagainya [1].

Sistem biometrik yang populer digunakan adalah sidik jari, sebesar 52% pengguna memilih menggunakan sistem biometrik sidik jari. Sidik jari lebih dipilih karena identifikasi jenis ini aman dan nyaman. Sistem sidik jari aman karena sidik jari sulit untuk dipalsukan dan nyaman karena proses verifikasi dengan mudah dilakukan. Alat yang digunakan pada sistem ini mudah didapatkan dan murah [2].

Sistem identifikasi sidik jari yang banyak digunakan adalah alat pembaca sidik jari atau dikenal dengan *fingerprint scanner*. Namun demikian, sistem tersebut mempunyai kelemahan, seringkali didapatkan kesalahan dan pengguna mengalami kesulitan saat akses. Masalah ini ditimbulkan karena kegagalan sistem dalam mendeteksi sidik jari pengguna ketika bagian dari bidang sensor (*scanner*) dalam kondisi kotor atau terdapat bekas sidik jari pengguna sebelumnya. Untuk menangani permasalahan tersebut telah berkembang sistem kecerdasan buatan (*artificial intelegent*), dimana salah satu bidang kecerdasan buatan dalam identifikasi pola adalah jaringan saraf tiruan (JST) [1].

Penelitian yang telah dilakukan oleh Gapar dkk. (2018) mengenai pengenalan suara manusia menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST) *hebb*. Dari proses pengujian menunjukkan bahwa pengenalan suara manusia menggunakan metode JST *hebb* menghasilkan tingkat akurasi uji sebesar 100% untuk pengenalan sampel data pelatihan dan 87,5% pada pengenalan sampel data memiliki *noise* [3]. Yanti dkk. (2018) telah melakukan penelitian mengenai pengenalan citra sidik jari menggunakan metode JST *backpropagation*. Pengenalan sidik jari menggunakan metode tersebut menghasilkan nilai *error* yang kecil, yaitu kurang dari 0,0005 [4].

Pada penelitian Alqurni dan Muljono (2016) mengenai perbandingan pengenalan pola tanda tangan menggunakan metode JST *backpropagation* dan *perceptron*. Dengan metode *backpropagation*, menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 100% dan akurasi uji sebesar 86%. Sedangkan dengan metode *perceptron* menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 100% dan akurasi uji sebesar 76%. Kedua hasil penelitian tersebut memperlihatkan bahwa metode JST *backpropagation* lebih akurat dibandingkan dengan metode JST *perceptron* dalam pengenalan tanda tangan. Hal tersebut diakibatkan oleh faktor algoritma *backpropagation* lebih rumit dan proses pelatihannya lebih lama dibandingkan dengan metode *perceptron* [5].

Penelitian mengenai pengenalan aksara batak dengan metode JST *perceptron* telah dilakukan oleh Tambunan (2015), diperoleh kesimpulan bahwa metode *perceptron* mampu mengenali aksara batak dan mampu menganalisa dengan hasil yang tepat dengan membandingkan nilai hasil keluaran dan nilai target [6]. Penelitian mengenai pengenalan citra objek sederhana dengan metode JST *perceptron* yang dilakukan oleh Pujiyanta (2009) menunjukkan hasil JST *perceptron* mempunyai presentase ketepatan yang cukup baik, yaitu dengan rata-rata 72,25% [7]. Oleh karena itu dalam penelitian ini menggunakan metode JST *perceptron* untuk pengenalan citra sidik jari.

2. Landasan Teori

2.1 Sidik jari

Sidik jari merupakan pola kulit pada ujung jari. Sidik jari setiap orang memiliki bentuk khas, sangat sulit untuk membuat tiruan suatu sidik jari dan tidak berubah seumur hidup kecuali seseorang mengalami kecelakaan yang serius [8]. Sidik jari berdasarkan polanya dibagi dalam tiga kategori seperti tampak pada Gambar 1 yaitu *arch* (mengalir), *loop* (melereng), dan *whorl* (melingkar) [4].



Gambar 1. Pola sidik jari : (a) *arch*, (b) *loop*, dan (c) *whorl* [4].

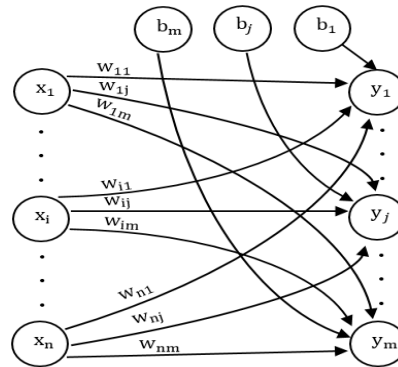
2.2 Jaringan saraf tiruan *perceptron*

Jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) atau dikenal dengan JST memiliki peran penting pada kemajuan teknologi terutama untuk pengenalan pola. Jaringan saraf tiruan merupakan sistem komputasi dengan arsitektur dan operasinya didasari oleh pengetahuan tentang sel saraf biologi di dalam otak. Kemampuan JST adalah dapat melakukan pembelajaran dan pendeteksian terhadap sesuatu objek. Unit terkecil dari JST adalah neuron. Satu neuron terdiri dari *n input*, setiap *input* memiliki bobot. Selain itu,

terdapat *input* yang bersifat statis yaitu *bias*. Selanjutnya masing-masing *input* dan *bias* masuk ke fungsi aktivasi [9].

Lapisan penyusun JST *perceptron* pada dasarnya dibagi menjadi dua lapis (*layer*) seperti yang diperlihatkan pada Gambar 2 yaitu [6]:

- 1) Lapisan masukan (*input layer*) adalah bagian yang berfungsi menerima *input* data dari suatu permasalahan.
- 2) Lapisan keluaran (*output layer*) adalah bagian yang merupakan solusi JST dari suatu permasalahan [10].



Gambar 2. Arsitektur JST *perceptron* [10].

Keterangan:

- $x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$ = unit masukan
- $y_1, \dots, y_j, \dots, y_n$ = unit keluaran
- $b_1, \dots, b_j, \dots, b_n$ = bias
- $w_{11}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nm}$ = bobot.

Algoritma JST *perceptron* berikut berlaku untuk *input biner* atau *bipolar* dan target *bipolar*, serta nilai *threshold* θ , dan *bias* b . Langkah-langkah algoritma pelatihan *perceptron* adalah sebagai berikut:

- Langkah 0 : bobot dan *bias* diberi nilai awal
(biasanya bobot dan *bias* diberi nilai 0)
beri nilai *learning rate* (α) ($0 < \alpha \leq 1$) biasanya α diberi nilai 1.
- Langkah 1 : selama kondisi berhenti bernilai salah lakukan langkah 2-6.
- Langkah 2 : untuk tiap-tiap pasangan pola pelatihan $s : t$, lakukan langkah 3-5.
- Langkah 3 : set aktivasi unit input, $i = 1, \dots, n$:

$$x_i = s_i \tag{1}$$

- Langkah 4 : hitung respon dari unit output, $j = 1, \dots, m$:

$$y_in_j = b_j + \sum_i x_i w_{ij} \tag{2}$$

$$y_j = f(y_in) = \begin{cases} 1 & \text{jika } y_in_j > \theta \\ 0 & \text{jika } -\theta \leq y_in_j \leq \theta \\ -1 & \text{jika } y_in_j < -\theta \end{cases} \tag{3}$$

- Langkah 5 : perbaiki bobot dan bias jika terjadi kesalahan pada pola ini:

Jika $y_j \neq t_j$ maka

$$w_{ij}(\text{baru}) = w_{ij}(\text{lama}) + \alpha t_j x_i \tag{4}$$

$$b_j(\text{baru}) = b_j(\text{lama}) + \alpha t_j \tag{5}$$

jika $y = t$

$$w_{ij}(\text{baru}) = w_{ij}(\text{lama}) \tag{6}$$

$$b_j(\text{baru}) = b_j(\text{lama}) \tag{7}$$

- Langkah 6 : test kondisi berhenti, jika tidak ada bobot yang berubah dalam langkah 2 maka stop dan jika ada maka lanjutkan kembali ke langkah 1 [11].

2.3 Evaluasi kinerja JST perceptron

Ukuran yang dipakai untuk menilai kinerja dari metode JST perceptron yaitu: keakuratan prediksi, *percision*, *recall*, *false positive rate*, dan *ROC graphs*. Untuk menentukan nilai dari kelima ukuran tersebut diawali dengan menentukan matrik konfusi (*confusion matrix*) [12].

a) *Confusion matrix*

Elemen diagonal *confusion matrix* yaitu elemen (1,1), (2,2), ... (n,n), dengan n adalah jumlah kelas. Elemen tersebut merupakan sampel uji yang diklasifikasikan dengan benar, sedangkan elemen lain adalah sampel yang klasifikasinya salah. *Confusion matrik* keseluruhan sampel dapat disederhanakan menjadi *confusion matrik biner* (2 kelas). *Confusion matrik biner* terdiri dari:

- TP (*true positove*) adalah jumlah kelas positif dikenali sebagai kelas positif.
- FP (*false positive*) adalah jumlah kelas negatif dikenali sebagai kelas positif.
- FN (*false negatif*) adalah jumlah kelas negatif dikenali sebagai kelas negatif.
- TN (*true negatif*) adalah jumlah kelas negatif dikenali sebagai kelas negatif [12].

b) *Predictive accuracy*

Predictive accuracy atau disingkat *accuracy* merupakan ukuran yang menyatakan perbandingan antara banyaknya sampel yang diklasifikasikan dengan benar dengan jumlah seluruh sampel. *Accuracy* dapat dinyatakan dengan persamaan (8) berikut [12]:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (8)$$

c) *Precision*

Precision adalah matrik yang menyatakan perbandingan antara banyaknya sampel yang diklasifikasikan sebagai positif yang benar-benar positif. Dapat dinyatakan dengan persamaan (9) berikut [12]:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

d) *Recall*

Recall atau sering disebut *true positive rate* (*TP Rate*) adalah ukuran banyaknya sampel positif yang diklasifikasikan dengan benar sebagai positif. Dapat dinyatakan dengan persamaan (10) berikut [12]:

$$TP Rate = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

e) *False positive rate*

False positive rate (*FP Rate*) atau sering disebut *false alarm rate* (*FAR*) adalah ukuran banyaknya sampel negatif yang diklasifikasikan dengan salah sebagai positif. Dapat dinyatakan dengan persamaan (11) berikut [12]:

$$FP Rate = \frac{FP}{FP + TN} \quad (11)$$

f) *ROC graphs*

Receiver operating characteristic (*ROC*) *graphs* adalah grafik dimana sumbu horisontal menyatakan nilai *FP rate* dan sumbu vertikal merupakan *TP rate*. Tiap titik dalam *ROC graphs* dinyatakan dengan pasangan koordinat (x,y) dimana x dan y secara berurutan merepresentasikan *FP rate* dan *TP rate*. Suatu metode pengklasifikasi (*classifier*) dikategorikan baik jika koordinat titik pasangan (*FP rate*; *TP rate*) terletak di sebelah kiri atas *ROC graphs* [12].

3. Metode Penelitian/Eksperimen





Penelitian ini dilakukan menggunakan komputer dengan *processor core* i5-3337U 1,80 GHz, 4 GB RAM dengan sistem operasi Windows 10. Program aplikasi komputer untuk mengimplementasikan kode program JST perceptron adalah aplikasi Matlab R2017a.

3.1 Data penelitian





















Sampel yang didapatkan berupa data rekaman citra sidik jari yang diambil dari 4 kartu surat ijin mengemudi (SIM) mahasiswa Program Studi Fisika FMIPA UNUD. Sampel citra sidik jari tersebut direkam menggunakan *scanner* Cannon PIXMA MG2570S. Jumlah sampel dalam penelitian ini adalah 20 citra sidik jari berukuran 50 x 50 *pixel*. Kedua puluh (20) sampel ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu:

4 sampel pelatihan seperti diperlihatkan pada Tabel 1 dan 16 sampel uji seperti diperlihatkan pada Tabel 2. Sampel tersebut dikategorikan menjadi 4 kelas yaitu: sidikjari1, sidikjari2, sidikjari3, dan sidikjari4.

Tabel 1. Sampel pelatihan.

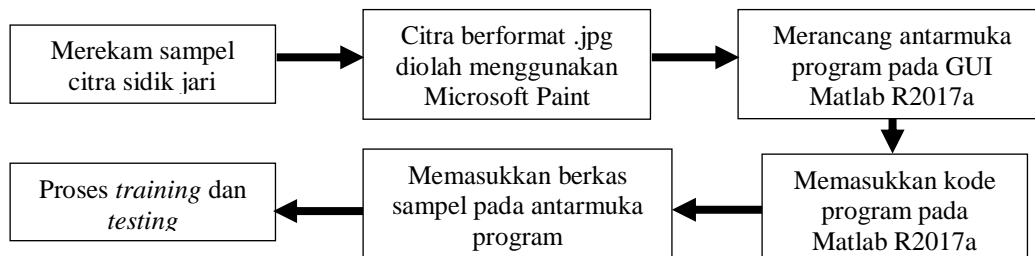
Kelas	Sampel	Kelas	Sampel
sidikjari1		sidikjari3	
sidikjari2		sidikjari4	

Tabel 2. Sampel uji.

Kelas	Sampel				
sidikjari1					
sidikjari2					
sidikjari3					
sidikjari4					

3.2 Alur Penelitian

Langkah yang dilakukan dalam pengambilan dan pengolahan sampel ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Alur pengambilan dan pengolahan sampel.

Proses pengambilan sampel citra melalui *scan* sidik jari pada kartu SIM dari empat responden menggunakan *scanner* Cannon PIXMA MG2570S. Citra yang didapatkan berformat .jpg dari *scanner* kemudian diolah menggunakan aplikasi Microsoft Paint sehingga didapatkan citra sidik jari pelatihan dan citra yang memiliki *noise* berukuran 50x50 pixel berformat .jpg. Proses merancang antarmuka program menggunakan GUI (*Graphical User Interface*) pada Matlab R2017a. Antarmuka program terbagi menjadi dua bagian utama, yaitu panel pelatihan (*training*) untuk menentukan nilai bobot dan bias hasil









































pelatihan sesuai algoritma pelatihan JST *perceptron* dan panel pengujian (*testing*) untuk menguji sampel citra sidik jari sesuai dengan algoritma pengujian JST *perceptron*. Proses memasukkan kode program metode JST *perceptron* pada Matlab R2017a. Proses memasukkan berkas sampel dalam format .jpg pada antarmuka yang telah dibuat, kemudian citra sidik jari akan muncul. Proses *training* untuk melihat bobot dan bias dari sampel citra. Proses *testing* untuk menentukan keberhasilan dalam pengenalan sampel citra sidik jari baik yang tanpa *noise* maupun memiliki *noise*.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil

Data hasil pengujian pada Tabel 3 merupakan pengujian sampel citra dengan nilai *learning rate* (α)=0,0001 dan *threshold* (θ)=1.

Tabel 3. Data hasil pengujian dengan nilai *learning rate* (α)= 0,0001.

Uji		Hasil		Uji		Hasil	
Kelas	Sampel	Kelas	Sampel	Kelas	Sampel	Kelas	Sampel
sidikjari1		sidikjari1		sidikjari3		sidikjari3	
sidikjari1		sidikjari1		sidikjari3		sidikjari3	
sidikjari1		sidikjari1		sidikjari3		sidikjari3	
sidikjari1		sidikjari1		sidikjari3		sidikjari3	
sidikjari1		sidikjari1		sidikjari3		sidikjari3	
sidikjari2		sidikjari2		sidikjari4		sidikjari4	
sidikjari2		sidikjari2		sidikjari4		sidikjari4	
sidikjari2		sidikjari2		sidikjari4		sidikjari4	
sidikjari2		sidikjari2		sidikjari4		sidikjari4	
sidikjari2		sidikjari2		sidikjari4		sidikjari1	

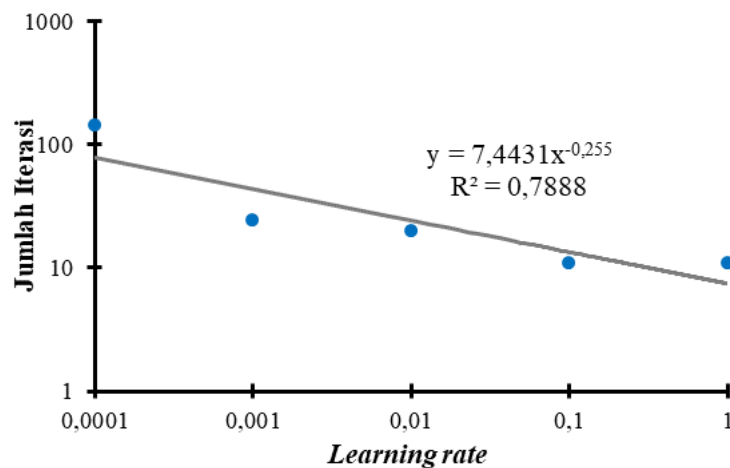
Selain menggunakan nilai $\alpha=0,0001$, pada penelitian ini juga menggunakan nilai α yang bervariasi, yaitu: 0,001, 0,01, 0,1, dan 1. Setelah dilakukan perekapan seperti pada Tabel 3, maka diperoleh hasil yang ditampilkan seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengamatan dengan nilai α bervariasi yaitu: 0,0001, 0,001, 0,01, 0,1, dan 1.

No.	Learning Rate (α)	Jumlah Iterasi	Jumlah Sampel Terkenali dengan Benar	Jumlah Sampel Tidak Terkenali dengan Benar
1	0,0001	141	19	1
2	0,001	24	19	1
3	0,01	20	19	1
4	0,1	11	19	1
5	1	11	19	1

4.2 Analisis hubungan antara nilai learning rate (α) dengan jumlah iterasi

Dari Tabel 4 dapat diperoleh hubungan antara nilai learning rate dengan jumlah iterasi dengan membuat grafik jumlah iterasi terhadap learning rate, hasilnya seperti Gambar 4. Hubungan tersebut ditentukan dengan cara analisis regresi pangkat dan analisis koefisien determinasi (R^2).



Gambar 4. Grafik hubungan learning rate (α) dengan jumlah iterasi.

Dari grafik pada Gambar 4 diperoleh persamaan pangkat dan koefisien determinasi (R^2). Persamaan pangkat dalam kasus ini diperoleh sebagai berikut:

$$y = 7,4431x^{-0,255} \tag{12}$$

Persamaan (12) menunjukkan bahwa nilai learning rate dengan jumlah iterasi mempunyai hubungan berupa fungsi atau persamaan pangkat. Koefisien determinasi yang diperoleh menunjukkan bahwa hubungan antara learning rate dengan jumlah iterasi adalah kuat yaitu 0,7888, yang artinya 78,88% perubahan jumlah iterasi ditentukan oleh nilai learning rate.

4.3 Evaluasi kinerja JST perceptron

a) Confusion Matrix

Bentuk confusion matrix dari data hasil pengujian pengenalan 20 sampel citra sidik jari dengan nilai $\alpha=0,0001$ diperlihatkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Confusion matrix 20 sampel uji dengan $\alpha=0,0001$.

Actual Class	Predicted Class			
	sidikjari1	sidikjari2	sidikjari3	sidikjari4
sidikjari1	5	0	0	0
sidikjari2	0	5	0	0
sidikjari3	0	0	5	0
sidikjari4	1	0	0	4

Tabel 6. Confusion matrix biner 20 sampel uji dengan $\alpha=0,0001$.

Actual Class	Predicted Class	
	Positive (+)	Negative (-)
Positive (+)	5 (TP)	0 (FN)
Negative (-)	1 (FP)	14 (TN)

dimana TP (*True Positive*) adalah jumlah kelas positif dikenali sebagai kelas positif, FP (*False Positive*) adalah jumlah kelas negatif dikenali sebagai kelas positif, FN (*False Negative*) adalah jumlah kelas positif dikenali sebagai kelas negatif, dan TN (*True Negative*) adalah jumlah kelas negatif dikenali sebagai kelas negatif. Dalam penelitian ini sidikjari1 adalah sebagai kelas positif, sedangkan kelas yang lainnya sebagai kelas negatif.

b) Predictive accuracy

Nilai *accuracy* untuk $\alpha=0,0001$ dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (8) dan data pada Tabel 6, sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{5 + 14}{5 + 1 + 0 + 14} = \frac{19}{20} = 0,95$$

c) Precision

Nilai *Precision* untuk $\alpha=0,0001$ dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (9) dan data pada Tabel 6 sebagai berikut:

$$Precision = \frac{5}{5 + 1} = \frac{5}{6} = 0,83$$

d) Recall

Nilai *TP rate* untuk $\alpha=0,0001$ dihitung dengan menggunakan data pada Tabel 6 dan persamaan (10) diperoleh:

$$TP Rate = \frac{5}{5 + 0} = 1$$

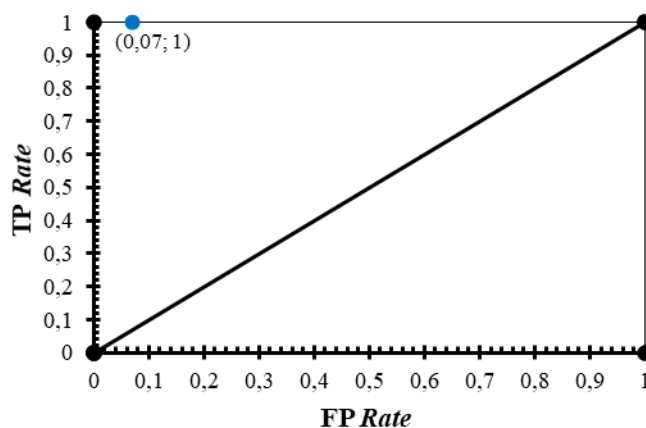
e) False positive rate

Dengan menggunakan data pada Tabel 6 dan persamaan (11) dapat dihitung nilai *FP rate* untuk $\alpha=0,0001$ sebagai berikut:

$$FP Rate = \frac{1}{1 + 14} = \frac{1}{15} = 0,07$$

f) ROC graphs

Dari hasil perhitungan untuk nilai $\alpha=0,0001$ didapatkan nilai *FP Rate*=0,07 dan *TP Rate*=1. Sehingga koordinat titik (*FP Rate*; *TP Rate*) pada *ROC graphs* yaitu (0,07; 1) seperti ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. ROC graphs untuk nilai $\alpha=0,0001$.

Grafik pada Gambar 5 menunjukkan bahwa nilai *FP Rate* yaitu 0,07 pada *ROC graphs* lebih dekat dengan nilai 0 daripada nilai 1. Selain itu, koordinat (*FP Rate*; *TP Rate*) terletak pada sebelah kiri atas *ROC graphs*. Sehingga metode *JST perceptron* dapat dikategorikan sebagai metode yang baik dalam mengenali citra sidik jari. Dengan cara yang sama dapat dilakukan evaluasi kinerja metode *JST perceptron* dalam mengenali sampel citra sidik jari dengan nilai *learning rate* sama dengan 0,0001, 0,001, 0,01, 0,1, dan 1. Hasil perhitungannya ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Evaluasi kinerja metode *JST perceptron* dalam mengenali sampel citra sidik jari dengan nilai α bervariasi, yaitu 0,0001, 0,001, 0,01, 0,1, dan 1.

<i>Learning Rate</i>	Jumlah Iterasi	TP	FP	FN	TN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	TP Rate	FP Rate	ROC Graphs	
										x	y
0,0001	141	5	1	0	14	0,95	0,83	1	0,07	0,07	1
0,001	24	5	1	0	14	0,95	0,83	1	0,07	0,07	1
0,01	20	5	1	0	14	0,95	0,83	1	0,07	0,07	1
0,1	11	5	1	0	14	0,95	0,83	1	0,07	0,07	1
1	11	5	1	0	14	0,95	0,83	1	0,07	0,07	1

Tabel 7 menunjukkan bahwa pada pengujian sampel dengan menggunakan nilai *learning rate* yang bervariasi diperoleh hasil evaluasi kinerja dari metode *perceptron* dalam mengenali sampel citra sidik jari yang sama. Dari hasil tersebut dapat dikatakan nilai *learning rate* pada penelitian ini baik digunakan dalam pelatihan *JST perceptron*. Selain itu, pada Tabel 7 terlihat semakin besar nilai *learning rate* maka jumlah iterasi yang diperlukan untuk melatih *JST perceptron* semakin kecil.

4.4 Pembahasan

Berdasarkan data yang diperoleh dapat ditentukan hubungan antara nilai *learning rate* dengan jumlah iterasi. Hubungan tersebut ditentukan dengan cara analisis regresi pangkat dan analisis koefisien determinasi. Dari grafik pada Gambar 4 diperoleh persamaan (12) dan koefisien determinasinya, yang menunjukkan bahwa nilai *learning rate* dengan jumlah iterasi adalah memenuhi suatu fungsi atau persamaan berpangkat negatif. Persamaan tersebut menunjukkan bahwa semakin besar nilai *learning rate* maka jumlah iterasi yang diperlukan untuk proses pelatihan adalah sangat kecil. Koefisien determinasi yang diperoleh menunjukkan bahwa hubungan antara *learning rate* dengan jumlah iterasi kuat yaitu 0,7888, yang artinya 78,88% perubahan jumlah iterasi ditentukan oleh nilai *learning rate*.

Proses evaluasi kinerja *JST perceptron* menggunakan beberapa ukuran yaitu *accuracy*, *percision*, TP rate, FP rate, dan *ROC graphs*. Suatu metode pengenalan dikatakan relatif baik jika menghasilkan nilai *accuracy*, *percision*, dan TP rate semuanya mendekati/sama dengan 1, dan nilai FP rate mendekati/sama dengan 0 [12]. Untuk menentukan nilai dari keempat ukuran tersebut diawali dengan menentukan *confusion matrix*. Elemen diagonal *confusion matrix* pada Tabel 5 yaitu elemen (1,1), (2,2), (3,3), dan (4,4) merupakan sampel uji yang dikenali dengan benar, sedangkan elemen lain merupakan sampel yang dikenali dengan salah. *Confusion matrix* 4 kelas dapat disederhanakan menjadi *confusion matrix* 2 kelas (biner), dengan memilih kelas sidikjari1 sebagai kelas positif, sedangkan kelas lainnya sebagai kelas negatif. *Confusion matrix* biner diperlihatkan pada Tabel 6, dan dari data pada tabel tersebut dapat diperoleh nilai TP, FP, FN, dan TN.

Bedasarkan hasil perhitungan didapatkan nilai *accuracy*=0,95, *percision*=0,83, dan TP rate=1, sedangkan nilai FP rate=0,07. Maka dapat disimpulkan bahwa metode *JST perceptron* merupakan metode yang baik dalam pengenalan citra sidik jari, karena nilai *accuracy*, *percision*, TP rate mendekati/sama dengan 1 dan nilai FP rate pada *ROC graphs* mendekati 0.

Nilai FP rate dan TP rate digunakan sebagai koordinat titik pasangan pada *ROC graphs* seperti tampak pada Gambar 5. Suatu metode pengenalan (*classifier*) dikategorikan baik jika koordinat titik pasangan (*FP rate*; *TP rate*) terletak di sebelah kiri atas *ROC graphs* [12]. Gambar 5 menampilkan koordinat titik pasangan (*FP rate*; *TP rate*) yaitu (0,07; 1) terletak di sebelah kiri atas *ROC graphs*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode *JST perceptron* yang digunakan dalam penelitian ini dikategorikan sebagai metode yang baik. Jadi secara keseluruhan dari hasil evaluasi kinerja menunjukkan bahwa metode *JST perceptron* adalah metode yang baik dalam mengenali citra sidik jari. Namun dapat

dikatakan metode ini relatif baik, karena bergantung pada penentuan nilai *learning rate*, *threshold*, dan citra yang diujikan.

5. Kesimpulan

Dari hasil evaluasi kinerja JST *perceptron* menunjukkan bahwa metode ini merupakan metode yang relatif baik dalam pengenalan citra sidik jari, baik yang tanpa *noise* maupun memiliki *noise*. Hal ini dapat dilihat dari nilai *accuracy*, *precision*, TP rate, FP rate dan ROC *graphsnya*, yaitu nilai *accuracy*, *percision*, TP rate mendekati/sama dengan 1 dan nilai FP rate pada ROC *graphs* mendekati 0.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terimakasih kepada Lab. Fisika Komputasi, Program Studi Fisika, FMIPA, UNUD yang telah memberikan bantuan fasilitas dalam penelitian ini. Serta staf dosen bidang minat Elektronika, Instrumentasi dan Komputasi, Prodi Fisika, FMIPA, UNUD yang telah memberikan saran serta masukan terkait penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Abdullah A.G., 2012, *Diktat Mata Kuliah ET 171. Pengantar Kecerdasan Buatan BAB IV*, Prodi Pendidikan Teknik Elektro FPTK UPI, Bandung, pp. 1-15.
- [2] Santi R.C.N., 2008, Identifikasi Biometrik Sidik Jari dengan Metode Fraktal, *Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK*, Vol. XIII, No.1, pp. 68-72.
- [3] Gapar I K.K., Widagda I G.A dan Suarbawa K.N., 2018, Pengenalan Suara Manusia dengan Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Hebb, *Buletin Fisika*, Vol. 19, No. 1, pp. 16-22.
- [4] Yanti N., Rachman F.Z., Jamal N., Purwanto E. dan Fachrurozy, 2018, Jaringan Saraf Tiruan untuk Pengenalan Citra Sidik Jari pada Smart Home, *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, Vol. 5, No. 5, pp. 597-604.
- [5] Alqurni R.P. dan Muljono, 2016, Pengenalan Tanda Tangan Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Perceptron dan Backpropagation, *Techno.COM*, Vol. 15, No. 4, pp. 352-363.
- [6] Tambunan F., 2015, Pengenalan Aksara Batak dengan Metode Perceptron, *IT Jurnal*, Vol. 2, No. 2, pp. 1-11.
- [7] Pujiyanta A., 2009, Pengenalan Citra Objek Sederhana dengan Jaringan Saraf Tiruan Metode Perceptron, *Jurnal Informatika*, Vol. 3, No. 1, pp. 268-277.
- [8] Husen R, Sutikno T., dan Pujiyanta A., 2015, Pengenalan Pola Sidik Jari Berbasis Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik, *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-20.
- [9] Ariana A. A. G. B., 2016, *Perbandingan Metode SOM/Kohonen dengan Adaptive Resonance Theory 2 pada Data Mining Perusahaan Retail*, Magister Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Udayana, Denpasar, pp. 20-24.
- [10] Siang J.J, 2005, *Jaringan Saraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi, Yogyakarta, pp. 2-60.
- [11] Fausett L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Application*, Prentice Hall.Inc., Upper Saddle River, pp. 59-80.
- [12] Widagda I G.A. dan Suyanto H., 2019, Klasifikasi Pola Berbentuk Primitif dengan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA), *Buletin Fisika*, Vol. 20, No. 2, pp. 12-21.