

Analisis Jaringan Saraf Tiruan Model Perceptron Pada Pengenalan Pola Pulau di Indonesia

Muhammad Ulinnuha Musthofa¹, Zufida Kharirotul Umma², Anik Nur Handayani³

Universitas Negeri Malang

¹ulinnuha1992@gmail.com, ²zufidaumma@gmail.com, ³aniknur.ft@um.ac.id

ABSTRAK. Tujuan dari penulisan artikel ini adalah menganalisa sistem jaringan saraf tiruan menggunakan model perceptron pada pengenalan pola pulau di Indonesia. Model jaringan perceptron biasa digunakan untuk pengenalan pola, karakter, maupun simbol, termasuk pola pulau-pulau di Indonesia. Analisis dilakukan berdasarkan nilai α () dan θ () pada setiap pola masukan pada perhitungan manual dengan *excel* dan diimplementasikan menggunakan program *visual basic*. Selanjutnya analisis dilakukan dengan cara membandingkan nilai α () dan θ () pada *excel* maupun *visualbasic* dan hasil pengenalan pola pulau-pulau besar di Indonesia didapatkan hasil yang sama, sehingga dapat disimpulkan keakurasian antara perhitungan keduanya. Analisis juga dilakukan terhadap laju pemahaman yang dimodifikasi mempengaruhi kecepatan iterasi, hal ini dilihat dari perubahan nilai net pada setiap perubahan nilai α (). Hasil analisis perubahan laju pemahaman pada tabel modifikasi laju pemahaman menunjukkan bahwa semakin besar laju pemahaman semakin besar pula respon unit keluaran sehingga proses pemahaman menjadi lambat, begitu pula sebaliknya.

Kata Kunci: Jaringan Saraf Tiruan, Perceptron, Pola Pulau

1. PENDAHULUAN

Seiring dengan kemajuan teknologi membuat sebuah perangkat komputer memiliki kemampuan komputasi yang tinggi untuk meningkatkan kinerja dalam pengolahan data menjadi informasi. Komputer diharapkan memiliki kemampuan untuk mengerjakan segala sesuatu yang dapat dikerjakan oleh manusia. Komputer dapat bertindak seperti dan sebaik manusia, diperlukan beberapa metode untuk membekali komputer agar menjadi mesin yang pintar. Salah satunya yaitu dengan mengimplementasikan Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) pada komputer.

Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Networks*) adalah salah satu cabang ilmu dari bidang ilmu kecerdasan buatan. Pemodelan dengan JST merupakan pembelajaran dan penyesuaian dari suatu obyek. Salah satu model jaringan JST adalah perceptron. Model jaringan perceptron merupakan metode pembelajaran dengan pengawasan dalam sistem jaringan saraf. Perceptron dapat digunakan untuk mengenali pola karakter, simbol, termasuk pola pulau-pulau besar di Indonesia.

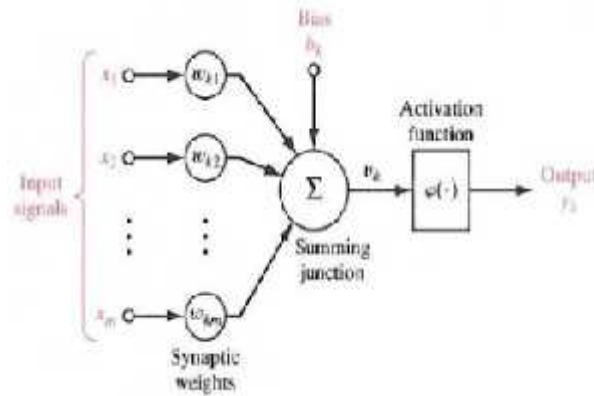
Artikel ini membahas analisis sistem jaringan syaraf tiruan yang bertujuan untuk mempelajari struktur dan parameter jaringan perceptron yang optimal pada pengenalan pola pulau di indonesia . Hasil analisa tersebut diimplementasikan pada program *visual basic* untuk mengenali pola pulau-pulau besar di Indonesia. Pengenalan pola pulau-pulau tersebut merupakan ide awal untuk pengembangan pengenalan pulau di Indonesia dalam bidang pendidikan yang selama ini masih banyak menggunakan peta atau globe.

Pengenalan pola pulau di Indonesia termasuk dalam pengenalan beberapa pola karakter sekaligus dilakukan dengan cara menggabungkan beberapa model perceptron .Perceptron dilatih dengan menggunakan sekumpulan pola pulau yang diberikan secara berulang ulang selama latihan. Setiap pola yang diberikan merupakan pasangan pola masukan dan pola yang diinginkan sebagai target. Demikian dilakukan berulang ulang sampai dihasilkan keluaran yang sesuai dengan hasil yang diinginkan.

2. METODE

2.1 Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Artificial Neural Network atau yang lebih dikenal dengan Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi. JST memiliki kemampuan untuk dapat melakukan pembelajaran dan pendeteksian terhadap sesuatu objek. JST menyerupai otak manusia dalam mendapatkan pengetahuan yakni dengan proses *learning* dan menyimpan pengetahuan yang didapat di dalam kekuatan koneksi antar neuron. Pengetahuan yang ada pada jaringan saraf tiruan tidak diprogram untuk menghasilkan keluaran tertentu namun dilatih berdasarkan informasi yang diterimanya. (Asri, 2011). Semua keluaran atau kesimpulan yang ditarik oleh jaringan didasarkan pengalamannya selama mengikuti proses pembelajaran. Pada proses pembelajaran, ke dalam jaringan saraf tiruan dimasukkan pola-pola masukan dan keluaran lalu jaringan akan diajari untuk memberikan jawaban yang bisa diterima (Puspitaningrum, 2006). Jaringan saraf tiruan dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologis manusia. Prinsip jaringan saraf tiruan secara sederhana digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Prinsip Dasar JST

Pada gambar di atas, Y menerima masukan dari neuron x_1 , x_2 , dan x_3 , dengan bobot hubungan masing-masing adalah w_1 , w_2 , dan w_3 . Ketiga impuls neuron yang ada dijumlahkan menjadi:

$$\text{Net} = x_1w_1 + x_2w_2 + x_3w_3$$

Besarnya impuls yang diterima oleh Y mengikuti fungsi aktivasi $y = f(\text{net})$. Apabila nilai fungsi aktivasi cukup kuat, maka sinyal akan diteruskan. Nilai fungsi aktivasi (keluaran model jaringan) juga dapat dipakai sebagai dasar untuk mengubah bobot (Siang, 2004).

2.2 Model Jaringan Perceptron

Model jaringan perceptron ditemukan oleh Rosenbalt (1962) dan Minsky-Papert (1969). Model tersebut merupakan model yang memiliki aplikasi dan pelatihan yang paling baik pada era tersebut. Metode Perceptron merupakan salah satu dari metode Jaringan Syaraf Tiruan yang dapat digunakan untuk membuat sebuah sistem pengenalan dengan tingkat keberhasilan yang cukup baik (Fitri, 2012). Salah satu faktor yang mempengaruhi keberhasilan sistem pengenalan yaitu ketepatan pemilihan nilai ambang (Septiari, 2012). Nilai ambang (threshold) merupakan nilai yang digunakan untuk mengatur nilai bobot pada perceptron single layer

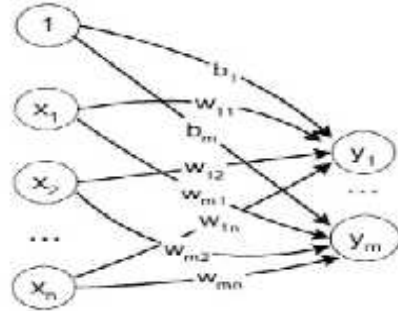
Arsitektur dari model jaringan perceptron terdiri dari beberapa unit masukan (ditambah satu bias), dan memiliki sebuah unit keluaran. Fungsi aktivasi mempunyai nilai -1, 0, 1. Algoritma pelatihan perceptron lebih baik dibandingkan dengan model Hebb, hal ini disebabkan oleh:

1. Setiap sebuah pola dimasukkan, hasil keluaran jaringan dibandingkan dengan target yang sesungguhnya
2. Modifikasi bobot tidak hanya ditentukan oleh perkalian antara target dengan masukan, tapi juga melibatkan suatu laju pemahaman (*learning rate*) yang besarnya bisa diatur
3. Pelatihan dilakukan berulang-ulang untuk semua kemungkinan pola yang ada hingga jaringan dapat mengerti polanya (ditandai dengan samanya semua keluaran jaringan dengan target keluaran yang diinginkan).

Adapun algoritma dasar dalam perceptron adalah sebagai berikut :

1. Inisialisasi semua bobot (w_i) dan bias (b), umumnya $w_i = b = 0$.
Tentukan laju pemahaman (η). Untuk penyederhanaan, biasanya $\eta = 1$
2. Selama ada elemen vektor masukan (s) yang respon unit keluarannya (y) tidak sama dengan target (t), lakukan :
 - a. Set aktivasi unit masukan $x_i = s_i$ ($i = 1, \dots, n$)
 - b. Hitung respon unit keluaran : $\text{net} = \sum_i x_i w_i + b$
3. Perbaiki bobot pola yang mengandung kesalahan ($y \neq t$) menurut persamaan :
 W_i (baru) = W_i (lama) + $\eta (t - y) x_i$ dengan $w = t x_i$
 b (baru) = b (lama) + $\eta (t - y)$ dengan $b = t$

Pada Pengenalan pola beberapa karakter Setiap unit masukan dihubungkan dengan setiap unit target.



Gambar 2. Pengenalan Beberapa Pola

Bobot penghubung dari unit x_1 ke y_1 adalah w_{11} . Demikian juga bias dihubungkan dengan semua unit keluaran dengan bobot masing-masing b_1, b_2, \dots, b_m . A

Algoritma pelatihan perceptron untuk pengendalian beberapa pola sekaligus adalah sebagai berikut

1. Nyatakan tiap pola masukan sebagai vektor bipolar yang elemennya adalah tiap titik dalam pola tersebut
2. Berikan target $t_j = +1$ jika pola masukan menyerupai pola yang diinginkan. Jika sebaliknya berikan nilai target = $t_j = -1$ ($j = 1, 2, \dots, m$)
3. Berikan inisialisasi bobot, bias, laju pemahaman dan threshold
4. Lakukan proses pelatihan perceptron untuk tiap unit keluaran

Ada beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam algoritma tersebut :

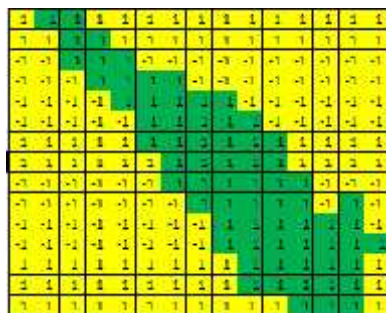
1. Iterasi dilakukan terus menerus hingga semua pola memiliki keluaran jaringan yang sama dengan targetnya ($y = t$)
2. Pada langkah 2(c), perubahan bobot hanya dilakukan pola yang mengandung kesalahan ($y \neq t$). Perubahan tersebut merupakan hasil kali unit masukan dengan target dan laju pemahaman ($\Delta w = \eta x_i t$). Perubahan bobot hanya akan terjadi kalau unit masukan $\neq 0$.
3. Kecepatan iterasi ditentukan pula oleh η (dengan $0 < \eta < 1$) yang dipakai. Semakin besar harga η , maka akan semakin sedikit iterasi yang diperlukan. Namun apabila harga η terlalu besar, maka akan merusak pola yang sudah benar sehingga pemahaman menjadi lambat.

2.3 Pengenalan Pola Pulau-Pulau di Indonesia

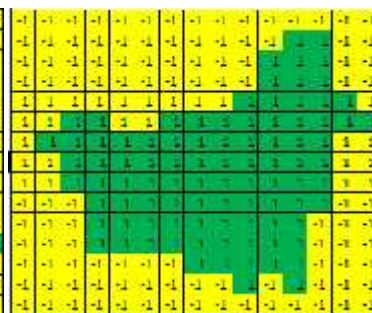
Pengenalan pola merupakan bidang dalam pembelajaran mesin dan dapat diartikan sebagai tindakan mengambil data mentah dan bertindak berdasarkan klasifikasi data. Klasifikasi pola pengenalan objek sederhana berbasis jaringan syaraf dilakukan dengan variabel masukan pola input yakni objek yang dikenali (input) dan pola output yakni objek yang digunakan sebagai pembanding (target) (Pujjyanta, 2009). Salah satu bentuk jaringan saraf sederhana yakni perceptron. Perceptron biasanya digunakan untuk mengklasifikasikan suatu tipe pola tertentu yang sering dikenal dengan pemisahan secara linier. Pengenalan pola dapat berupa kumpulan hasil pengukuran pemantauan dan bisa dinyatakan dalam notasi vektor atau matriks. Pada pengenalan pola pulau besar di Indonesia menggunakan inputan berupa notasi (+) dan notasi (-), kemudian algoritma perceptron dilatih untuk mengenalinya.

2.4 Penentuan Nilai Inputan (x)

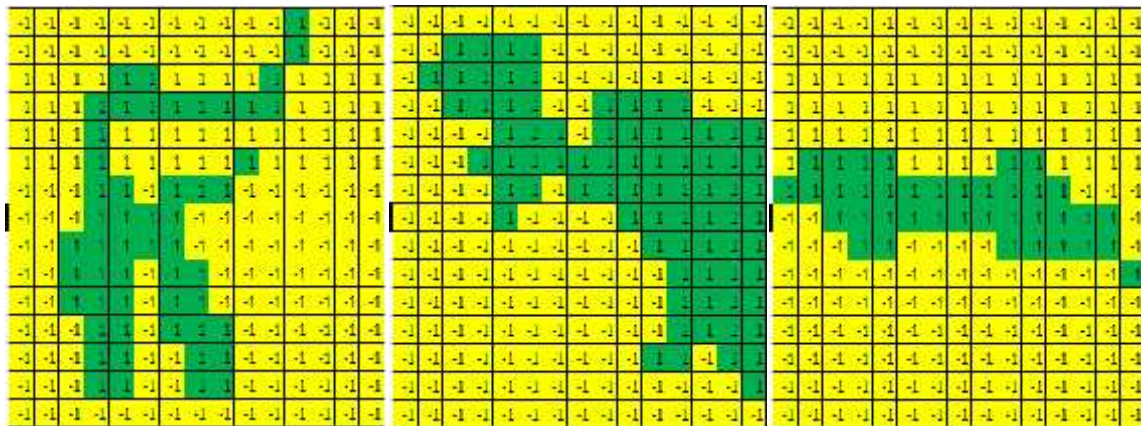
Pada pengenalan pola pulau-pulau besar di Indonesia menggunakan lima inputan, selanjutnya pada pola inputan masing-masing memiliki target (t) yang berbeda sesuai pola yang ditetapkan. Setiap pola diatur dengan bobot (w) awal = 0 serta bias (b) awal = 0. Setiap vektor masukan (pola 1 sampai 5) mempunyai matrik (15x15) = 225 matriks.



Gambar 2. Pola Pulau Sumatera



Gambar 3. Pola Pulau Kalimantan



Gambar 4. Pola Pulau Sulawesi

Gambar 5. Pola Pulau Papua

Gambar 6. Pola Pulau Jawa

Pola pulau-pulau besar di Indonesia tersebut harus dibaca dari kiri ke kanan, dimulai dari baris yang paling atas.

2.5 Penentuan Nilai Target (t)

Program yang dibuat untuk mengenali lima pola pulau-pulau besar di Indonesia yakni Pulau Sumatra, Pulau Kalimantan, Pulau Sulawesi, Pulau Papua, dan Pulau Jawa . Nilai target (t) pada ke-lima pola pulau ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai Target (t) Pada Pola Pulau

Pola Masukan	Nilai (t1)	Nilai (t2)	Nilai (t3)	Nilai (t4)	Nilai (t5)
Sumatera	1	-1	-1	-1	-1
Kalimantan	-1	1	-1	-1	-1
Sulawesi	-1	-1	1	-1	-1
Papua	-1	-1	-1	1	-1
Jawa	-1	-1	-1	-1	1

Selanjutnya, pemodelan jaringan perceptron dibentuk dan keluaran dari jaringan perceptron (f(net) atau y) yang dibuat pun harus dihitung. Guna mendapatkan bobot (w) dan bias (b) yang diinginkan, program perceptron harus dilatih. Setelah mendapatkan bobot (w) dan bias (b) yang diinginkan, output yang diperoleh dari pemrograman perceptron (f(net) atau y) dibandingkan dengan target (t) yang telah ditentukan.

2.6 Perhitungan nilai aktivasi

Perhitungan untuk nilai aktivasi unit masukan $x_i = s_i (i = 1, \dots, n)$. Dihitung respon unit keluaran: $net = + b$.

$$y_j = f(net_j) = \begin{cases} 1 & \text{jika } net_j > \alpha \\ 0 & \text{jika } -\alpha \leq net_j \leq \alpha \\ -1 & \text{jika } net_j < -\alpha \end{cases}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Perhitungan Manual

Perhitungan manual menggunakan program excel untuk mencari iterasi dalam pengenalan pola pulau yang berdasarkan identifikasi data masukan. Berhasil tidaknya proses identifikasi data masukan ditentukan dengan kesamaan keluaran jaringan neuron (y) dengan target (t) yang telah ditetapkan (Bahri, 2007).

Perhitungan pengenalan pola pulau-pulau besar di Indonesia dengan data input, yakni: nilai bobot (w)= 0, nilai $\alpha () = 1$, nilai $\alpha () = 0$, nilai bias (b) = 0. Pada perhitungan manual bertujuan untuk mencari iterasi dalam pengenalan pola pulau yang disesuaikan dengan target (t) yang ditunjukkan oleh nilai f(net) atau y.

1. Pola Pulau Sumatera

Epoch 1

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	1	1	0	0
Pola 2	1	-1	1	-56	-1
Pola 3	1	1	1	56	1
Pola 4	1	-1	1	-12	-1
Pola 5	1	-1	1	-114	-1

Epoch 2

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	1	1	88	1
Pola 2	1	-1	1	-210	-1
Pola 3	1	1	1	48	1
Pola 4	1	-1	1	-184	-1
Pola 5	1	-1	1	-104	-1

Pengenalan pola 1 (Pulau Sumatera) pada epoch 1 didapatkan nilai f(net) atau y belum sesuai nilai target (t) sehingga dilanjutkan pada iterasi berikutnya yaitu epoch 2. Pada epoch 2 didapatkan nilai f(net) atau y sudah sesuai nilai target (t) sehingga pola 1 sudah dapat dikenali.

2. Pola Pulau Kalimantan

Epoch 1

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	-1	1	0	0
Pola 2	1	1	1	-56	-1
Pola 3	1	1	1	56	1
Pola 4	1	-1	1	-62	-1
Pola 5	1	-1	1	-74	-1

Epoch 2

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	-1	1	-102	-1
Pola 2	1	1	1	100	1
Pola 3	1	-1	1	-188	-1
Pola 4	1	-1	1	-62	-1
Pola 5	1	-1	1	-74	-1

Pengenalan pola 2 (Pulau Kalimantan) pada epoch 1 didapatkan nilai f(net) atau y belum sesuai nilai target (t) sehingga dilanjutkan pada iterasi berikutnya epoch 2. Pada epoch 2 didapatkan nilai f(net) atau y sudah sesuai nilai target (t) sehingga pola 2 sudah dapat dikenali.

3. Pola Pulau Sulawesi

Epoch 1

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	1	1	0	0
Pola 2	1	-1	1	-56	-1
Pola 3	1	1	1	-52	-1
Pola 4	1	-1	1	-62	-1
Pola 5	1	1	1	76	1

Epoch 2

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	1	1	164	1
Pola 2	1	-1	1	-78	-1
Pola 3	1	1	1	98	1
Pola 4	1	-1	1	-144	-1
Pola 5	1	1	1	110	1

Pengenalan pola 3 (Pulau Sulawesi) pada epoch 2 didapatkan nilai f(net) atau y sudah sesuai nilai target (t) sehingga pola 3 sudah dapat dikenali.

4. Pola Pulau Papua

Epoch 1

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	-1	1	0	0
Pola 2	1	-1	1	-56	-1
Pola 3	1	-1	1	-32	-1
Pola 4	1	1	1	-82	-1
Pola 5	1	-1	1	12	1

Epoch 2

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	-1	1	-214	-1
Pola 2	1	-1	1	-108	-1
Pola 3	1	-1	1	-108	-1
Pola 4	1	1	1	62	1
Pola 5	1	-1	1	-214	-1

Pengenalan pola 4 (Pulau Papua) pada epoch 2 didapatkan nilai f(net) atau y sesuai nilai target (t) sehingga pola 4 sudah dapat dikenali.

5. Pola Pulau Jawa

Epoch 1

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	1	1	0	0
Pola 2	1	-1	1	-56	-1
Pola 3	1	-1	1	-32	-1
Pola 4	1	-1	1	-82	-1
Pola 5	1	1	1	12	1

Epoch 2

	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	1	1	0	0
Pola 2	1	-1	1	-56	-1
Pola 3	1	-1	1	-32	-1
Pola 4	1	-1	1	-82	-1
Pola 5	1	1	1	12	1

Epoch 3

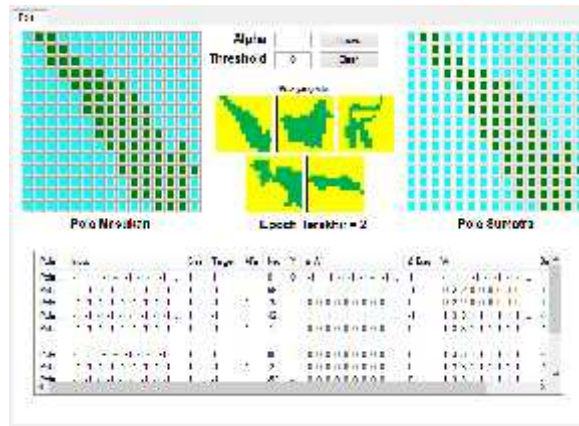
	bias	target	alfa	net	y
Pola 1	1	1	1	212	1
Pola 2	1	-1	1	-190	-1
Pola 3	1	-1	1	-10	-1
Pola 4	1	1	1	40	1
Pola 5	1	1	1	64	1

Pengenalan pola 5 (Pulau Jawa) pada epoch 3 didapatkan nilai f(net) atau y sesuai nilai target (t) sehingga pola 5 sudah dapat dikenali.

3.2 Implementasi Pada Program Visual Basic

Implementasi pada program *visual basic* untuk menguji pengenalan pola pulau-pulau besar di Indonesia pada jaringan saraf tiruan dengan model jaringan perceptron. Dengan nilai α dan η yang dimodifikasi

1. Pulau Sumatera



Gambar 7. Eksekusi Pola Pulau Sumatera

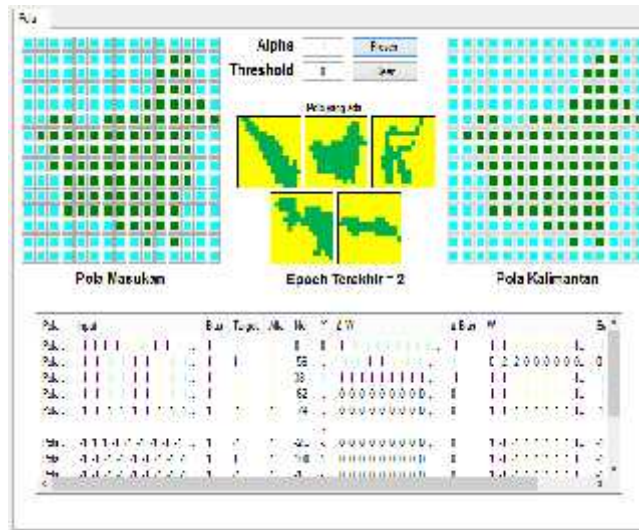
Pada pengenalan pola pertama yakni pola Pulau Sumatera dengan nilai alfa (α) sebesar 1 dan threshold = 0. Hasil eksekusi pengenalan pola akan menemukan pola jika target sesuai dengan nilai fungsi aktivasi $f(net)$ atau y . Pada pola Pulau Sumatera ini eksekusi pengenalan pola berhenti pada epoch ke 2 di mana target (1, -1, -1, -1, -1) telah sesuai dengan $f(net)$ adalah 1, -1, -1, -1, -1. Selanjutnya dilakukan modifikasi laju pemahaman (η) pada pola Sumatera.

Tabel 2. Inputan Pengenalan Pola Pulau

		Hasil Pelatihan									
		In	Des	Target	Alfa	Net	Y	ΔW	ΔDes	W	Des
0,2	1	1	1	1	0,2	7,5	1	0,0	0	0,2	-0,2
	-1	-1	-1	0,2	-42,0...	-1	0,0	0	0,2	0,0	-0,2
	-1	-1	-1	0,2	-1,5	-1	0,0	0	0,2	0,0	0,2
	-1	-1	-1	0,2	-36,3	-1	0,0	0	0,2	0,0	-0,2
	-1	-1	-1	0,2	-20,3	-1	0,0	0	0,2	0,0	-0,2
0,3	1	1	1	0,3	24,4	1	0,0	0	0,3	0,0	-0,3
	-1	-1	-1	0,3	-52,0...	-1	0,0	0	0,3	0,0	-0,3
	-1	-1	-1	0,3	-17,4	-1	0,0	0	0,3	0,0	-0,3
	1	1	1	0,3	26,1...	1	0,0	0	0,3	0,0	0,3
	1	1	1	0,3	27,7	1	0,0	0	0,3	0,0	0,3
0,42	1	1	1	0,42	55,36	1	0,0	0	0,42	0,0	-0,42
	-1	-1	-1	0,42	-78,7	-1	0,0	0	0,42	0,0	-0,42
	-1	-1	-1	0,42	24,36	-1	0,0	0	0,42	0,0	0,42
	1	1	1	0,42	22,2...	1	0,0	0	0,42	0,0	0,42
	-1	-1	-1	0,42	-10,0...	-1	0,0	0	0,42	0,0	-0,42
0,5	1	1	1	0,5	44	1	0,0	0	0,5	1,0	0,5
	-1	-1	-1	0,5	-105	-1	0,0	0	0,5	1,0	-0,5
	-1	-1	-1	0,5	-29	-1	0,0	0	0,5	1,0	-0,5
	-1	-1	-1	0,5	-52	-1	0,0	0	0,5	1,0	-0,5
	-1	-1	-1	0,5	-57	-1	0,0	0	0,5	1,0	-0,5
0,76	1	1	1	0,76	56,87	1	0,0	0	0,76	0	0
	1	1	1	0,76	148,6	1	0,0	0	0,76	0	0
	-1	-1	-1	0,76	-44,04	-1	0,0	0	0,76	0	0
	-1	-1	-1	0,76	-23,34	-1	0,0	0	0,76	0	0
	1	1	1	0,76	78,04	1	0,0	0	0,76	0	0

0,8	In.	Des	Target	f(Net)	Net	Y	ΔW	Δ Des	W	Des
	-1	1	1	0,6	20,4	1	0,0	0	0,0	-0,8
	-1	1	1	0,8	18,8	1	0,0	0	0,8	0,8
	-1	1	1	0,8	46,4	1	0,0	0	0,8	0,8
	-1	1	-1	0,0	-14,0	-1	0,0	0	0,0	-0,0
	-1	1	-1	0,0	-0,0	-1	0,0	0	0,0	-0,8
0,95	In.	Des	Target	f(Net)	Net	Y	ΔW	Δ Des	W	Des
	-1	1	1	0,95	03,7	1	0,0	0	0,95	-0
	-1	1	1	0,95	-18,8	-1	0,0	0	0,95	-0
	-1	1	1	0,95	46,1	1	0,0	0	0,95	0,0
	-1	1	-1	0,95	-14,0	-1	0,0	0	0,95	-0,0
	-1	1	-1	0,95	-0,0	-1	0,0	0	0,95	-0,0

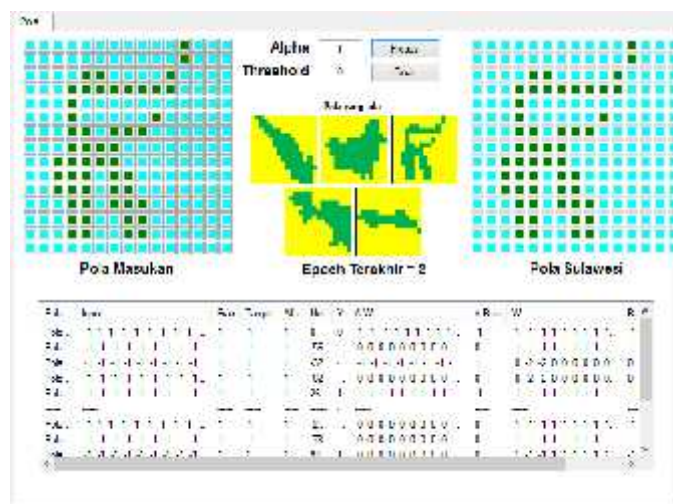
2. Pulau Kalimantan



Gambar 8. Eksekusi Pola Pulau Kalimantan

Pada pola Pulau Kalimantan ini eksekusi pengenalan pola berhenti pada epoch ke 2 di mana target (1, -1, -1, -1, -1) telah sesuai dengan f(net) adalah 1, -1, -1, -1, -1.

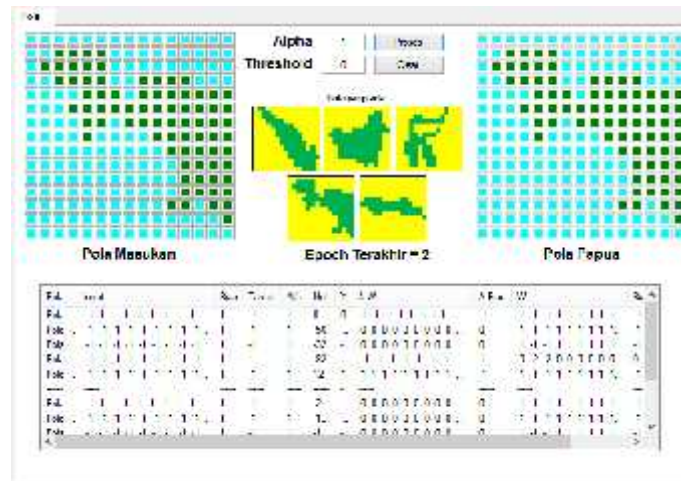
3. Pulau Sulawesi



Gambar 9. Eksekusi Pola Pulau Sulawesi

Pada pola Pulau Sulawesi ini eksekusi pengenalan pola dengan nilai alfa () sebesar 1 dan threshold = 0, berhenti pada epoch ke 2 di mana target (1, -1, -1, -1, -1) telah sesuai dengan f(net) adalah 1, -1, -1, -1, -1.

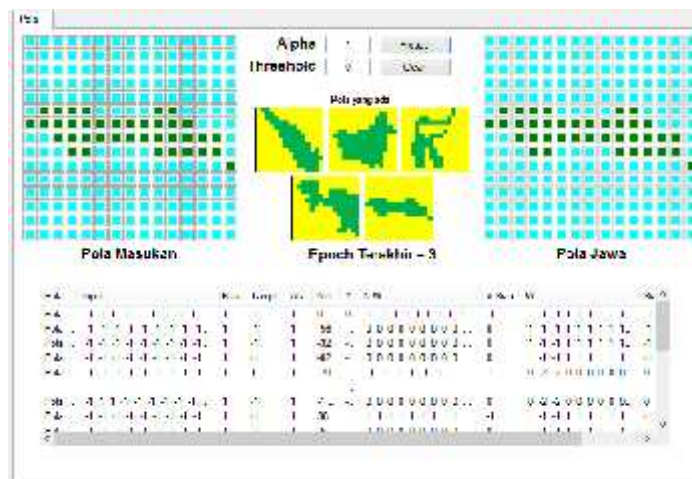
4. Pulau Papua



Gambar 10. Eksekusi Pola Pulau Papua

Pada pola Pulau Papua ini eksekusi pengenalan pola dengan nilai alfa () sebesar 1 dan threshold = 0 berhenti pada epoch ke 2 di mana target (1, -1, -1, -1, -1) telah sesuai dengan f(net) adalah 1, -1, -1, -1, -1.

5. Pulau Jawa



Gambar 11. Eksekusi Pola Pulau Jawa

Pada pola Pulau Jawa ini eksekusi pengenalan pola dengan nilai alfa () sebesar 1 dan threshold = 0 berhenti pada epoch ke 3 di mana target (1, -1, -1, -1, -1) telah sesuai dengan f(net) adalah 1, -1, -1, -1, -1.

Hasil pengenalan pola pulau-pulau besar di Indonesia, berdasarkan perhitungan baik secara manual menggunakan program excel ataupun implementasi pada program VB dalam Jaringan Saraf Tiruan (JST) model jaringan perceptron, didapat-kan hasil yang sama dalam pengenalan pola, tabulasi data hasil ditunjukkan pada Tabel 3 dan Tabel 4 berikut.

Tabel 3. Inputan Pengenalan Pola Pulau

Pola	Perhitungan	
	Inputan Pada Excel	Inputan Pada VB
Pulau Sumatera	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0
Pulau Kalimantan	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1

	Nilai () = 0	Nilai () = 0
Pulau Sulawesi	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0
Pulau Papua	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0
Pulau Jawa	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0	Nilai (w) = 0 Nilai () = 1 Nilai () = 0

Tabel 4. Hasil Pengenalan Pola Pulau

Pola	Perhitungan		Selisih
	Hasil Pada Excel (epoch)	Hasil Pada VB (epoch)	
Pulau Sumatera	2	2	0
Pulau Kalimantan	2	2	0
Pulau Sulawesi	2	2	0
Pulau Papua	2	2	0
Pulau Jawa	3	3	0

Berdasarkan Tabel 3 dan Tabel 4 bahwa pada pengenalan pola pulau-pulau besar di Indonesia didapatkan hasil yang sama antara perhitungan manual menggunakan *excel* dan implementasi pada program VB dengan selisih 0, sehingga dapat disimpulkan bahwa terjadi ke-akurasian antara keduanya. Dengan demikian program VB berjalan sesuai dengan metode jaringan perceptron.

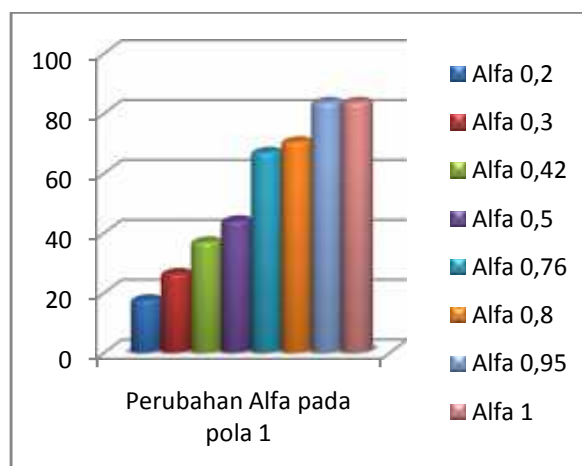
Analisis berikutnya adalah mengetahui perbandingan laju pemahaman () yang diujikan pada salah satu pola yaitu pola sumatra . Modifikasi laju pemahaman () yang pada awalnya bernilai 1 dirubah sebanyak 7 kali uji coba meliputi 1=0.2, 2=0.3, 3=0.42, 4=0.5, 5=0.76, 6=0.8 dan 7=0.95

Tabel 5. Modifikasi laju pemahaman

Input	Perubahan terhadap net		
	set	nilai net	selisih nilai net dengan =1
Pola 1	0,2	17.6	70.4
	0,3	26.4	61.6
	0,42	36.96	51.04
	0,5	44	44
	0,76	66.88	21.12
	0,8	70.4	17.6
	0,95	83.6	4.4
Pola 2	0,2	-42	-168
	0,3	-63	-147
	0,42	-88.2	-121.8
	0,5	-105	-105
	0,76	-159.6	-50.4
	0,8	-168	-42
	0,95	-199.5	-10.5
Pola 3	0,2	-11.6	-46.4
	0,3	-17.4	-40.6
	0,42	-24.36	-33.64
	0,5	-29	-29
	0,76	-44.08	-13.92

Pola 4	0,8	-46.4	-11.6
	0,95	-55.1	-2.9
	0,2	-36.8	-147.2
	0,3	-55.2	-128.8
	0,42	-77.28	-106.72
	0,5	-92	-92
	0,76	-139.84	-44.16
	0,8	-147.2	-36.8
Pola 5	0,95	-174.8	-9.2
	0,2	-20.8	-83.2
	0,3	-31.2	-72.8
	0,42	-43.68	-60.32
	0,5	-52	-52
	0,76	-79.04	-24.96
	0,8	-83.2	-20.8
	0,95	-98.8	-5.2

Dari hasil analisis perubahan laju pemahaman pada tabel di atas menunjukkan bahwa perubahan nilai secara langsung mempengaruhi respon unit keluaran (net). Semakin besar laju pemahaman semakin besar pula respon unit keluaran sehingga proses pemahaman menjadi lambat, begitu pula sebaliknya. Perbandingan perubahan laju pemahaman terhadap respon unit keluaran (net) dapat dilihat pada grafik di bawah pada gambar 11.



Gambar 11. Grafik pada nilai net pola 1

4. KESIMPULAN

Penggunaan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan model jaringan perceptron dapat digunakan untuk penentuan pengenalan pola karakter, simbol dan lain sebagainya, termasuk pola pulau-pulau besar di Indonesia. Lima pola inputan yang digunakan pada program ini meliputi pola pulau Sumatera, Kalimantan, Sulawesi, Papua dan Jawa.

Hasil pengenalan pola pulau-pulau besar di Indonesia dari kedua perhitungan baik secara manual menggunakan program excel dan implementasi pada program VB Jaringan Saraf Tiruan (JST) model jaringan perceptron, didapatkan hasil yang sama, sehingga dapat disimpulkan keakurasian antara perhitungan manual menggunakan excel dan implementasi pada program VB untuk pengenalan pola pulau.

Analisis terhadap laju pemahaman yang dimodifikasi mempengaruhi kecepatan iterasi hal ini dilihat dari perubahan nilai net pada setiap perubahan nilai α (). Dari perubahan nilai α () = 0.2, 0.3, 0.42, 0.5, 0.76, 0.8 dan 0.95 pada nilai threshold () = 0. Hasil analisis perubahan laju pemahaman pada tabel modifikasi laju pemahaman menunjukkan bahwa semakin besar laju pemahaman semakin besar pula respon unit keluaran sehingga proses pemahaman menjadi lambat, begitu pula sebaliknya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Asri, Yessi .2011. *Penerapan Aturan Perceptron pada Jaringan Saraf Tiruan dalam Pengenalan Pola Penyakit Mata*. Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika. 4 (2): 140-146
- [2] Bahri, Zaiful. 2007. *Penggunaan Merode Jaringan Neural Perceptron untuk Pengenalan Pola Karakter Kapital*. Jurnal Pilar Sains 6(2) .Universitas Riau
- [3] Fitri, Diana L.2012. *Analisa Dan Perancangan Untuk Penerapan Metode Artificial Neural Network (ANN) Perceptron Dalam Menentukan Penyakit Pada Daun Tembakau Dan Daun Cengkeh*. jurnal STM IK HIMSAYA 8(2)
- [4] Pujiyanta, Ardi. 2009. *Pengenalan Citra Objek Sederhana dengan Jaringan Saraf Tiruan Metode Perceptron*. Jurnal Informatika. 3(1): 269-277
- [5] Puspitaningrum, Diyah. 2006. *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi.
- [6] Septiarini, Anindita. 2012. *Sistem Pengenalan Karakter Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Perceptron*. Jurnal Informatika Mulawarman. 7(3): 105-109
- [7] Siang, J.J. 2004. *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrograman Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi.
- [8] Simbolon, Regina. 2013. *Perangkat Lunak untuk Identifikasi dan Pengenalan Huruf Braille dengan Algoritma Perceptron*. Jurnal Pelita Informatika Budi Darma. 4 (2): 155-159.