
Jurnal ***Rekayasa Elektrika***

VOLUME 13 NOMOR 1

APRIL 2017

Desain Sistem Pendeteksi untuk Citra Base Sub-Assembly dengan Algoritma Backpropagation 1-7

Kasdianto dan Siti Aisyah

JRE	Vol. 13	No. 1	Hal 1-64	Banda Aceh, April 2017	ISSN. 1412-4785 e-ISSN. 2252-620X
-----	---------	-------	----------	---------------------------	--------------------------------------

Desain Sistem Pendeteksi untuk Citra Base Sub-Assembly dengan Algoritma Backpropagation

Kasdianto dan Siti Aisyah
Teknik Mekatronika Politeknik Negeri Batam
Jl. Ahmad Yani, Batam Centre, Batam 29461
e-mail: kasdiantokid@yahoo.co.id

Abstrak—Teknik identifikasi objek menggunakan mesin berbasis vision telah banyak diimplementasikan pada industri manufaktur elektronika. Teknik ini kebanyakan digunakan untuk tujuan deteksi *reject* (produk yang tidak sesuai standar) atau deteksi *defect* (cacat). Penelitian ini bertujuan membuat alat deteksi kondisi *reject sub-assembly base* yang dibedakan menjadi dua kondisi yaitu *missing screw* dan *wrong position screw*, menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Citra yang diambil menggunakan kamera akan diubah ke dalam grayscale terlebih dahulu sebelum diimplementasikan dengan metode *backpropagation* untuk menghasilkan nilai bobot. Hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitektur jaringan *backpropagation* dengan 2 layer memiliki tingkat akurasi paling baik. Dengan *learning rate* 0.5, target error 0.015%, jumlah node 1 sebesar 100 dan node 2 sebesar 50, tingkat keberhasilan deteksi objek *Sub-assembly* kondisi benar mencapai 99.02% dengan tidak ada error pada proses deteksi *sub-assembly* kondisi salah (*missing screw* dan *wrong position screw*).

Kata kunci: *pengolahan citra, machine vision, jaringan syaraf tiruan, backpropagation*

Abstract— Object identification technique using machine vision has been implemented in industrial of electronic manufactures for years. This technique is commonly used for reject detection (for disqualified product based on existing standard) or defect detection. This research aims to build a reject detector of sub-assembly condition which is differed by two conditions that is missing screw and wrong position screw using neural network backpropagation. The image taken using camera will be converted into grayscale before it is processed in backpropagation methods to generate a weight value. The experiment result shows that the network architecture with 2 layers has the most excellent accuracy level. Using learning rate of 0.5, target error 0.015%, and the number of node 1 of 100 and node 2 of 50, the successive rate for sub-assembly detection in right condition reached 99.02% while no error occurs in detecting wrong condition of Sub-assembly (missing screw and wrong position screw).

Keywords: *image processing, machine vision, neural network, backpropagation*

Copyright © 2017 Jurnal Rekayasa Elektrika. All right reserved

I. PENDAHULUAN

Pengolahan citra adalah teknik mengolah citra yang mentransformasikan citra masukan menjadi citra lain agar keluaran memiliki kualitas yang lebih baik dibandingkan kualitas citra masukan [1]. Pengolahan citra pada saat ini telah banyak digunakan di berbagai bidang, diantaranya dalam bidang medis [2,3,4], bidang keamanan [3,5], bidang sistem multimedia [3,6,7] dan bidang lainnya.

Di dalam pengolahan citra, terdapat beberapa metode yang biasa digunakan di dalam sebuah aplikasi, yaitu *image enhancement* yang merupakan metode untuk membuat sebuah gambar menjadi lebih baik dan mengurangi *noise* pada gambar tersebut [2,3,7,8], *image segmentation* merupakan metode untuk menyederhanakan gambar yang sudah melewati proses *enhancement* agar lebih mudah untuk dianalisis [4,9], dan *features extraction* merupakan metode yang digunakan untuk mendeteksi bentuk di dalam sebuah objek, dan metode ini juga berfungsi untuk mendeteksi adanya keanehan di dalam

sebuah gambar [2]. Dan dengan perkembangan teknologi saat ini, pengolahan citra dengan metode di atas dapat digabungkan dengan sebuah sistem yang dikenal dengan *neural network*, dimana gabungan sistem ini akan lebih mudah dan akurat di dalam mendeteksi sebuah objek yang selalu dipengaruhi oleh faktor luar, seperti cahaya, posisi dan umur [10,11,12,13,14].

Neural network atau jaringan syaraf tiruan adalah sebuah paradigma komputasi untuk memproses suatu informasi yang terinspirasi oleh sistem sel syaraf biologi [14]. Adapun pelatihan jaringan syaraf tiruan dapat dikelompokkan menjadi 3, yaitu *supervised learning* yang merupakan metode pelatihan dengan setiap pola yang diberikan ke dalam jaringan syaraf tiruan telah diketahui *outputnya*. Contoh dari metode ini adalah *Hebbian*, *Perceptron*, *Boltzman*, *Hopfield*, dan *Backpropagation*. Metode kedua yaitu metode *unsupervised learning* yang merupakan pelatihan yang tidak memerlukan target *output*, contoh dari metode ini adalah *Kohonen*, *LVQ (Learning Vector Quantization)*, dan *Neocognitron*. Dan metode

terakhir adalah metode *hybrid learning* yang merupakan kombinasi dari 2 metode di atas.

Dengan menggabungkan teknik pengolahan citra dan jaringan syaraf tiruan, dapat dilakukan proses untuk deteksi dan identifikasi objek secara otomatis. Objek yang diidentifikasi tergantung dari jenis industrinya. Pada penelitian ini, akan dilakukan proses identifikasi produk *inductive* dengan kondisi *missing screw* dan *wrong condition screw* pada *sub-assembly base*-nya dengan menggunakan metode *backpropagation neural network*.

II. STUDI PUSTAKA

A. Backpropagation Neural Network (BPNN)

BPNN merupakan algoritma pelatihan terbimbing yang memiliki banyak lapisan. BPNN menggunakan error output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam fase mundur (*backward*). Untuk mendapatkan error ini, tahap fase maju (*forward*) harus dikerjakan terlebih dahulu [15,16].

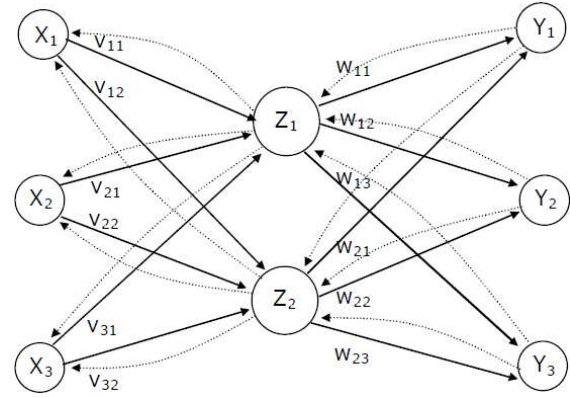
Syarat fungsi aktivasi dalam BPNN adalah bersifat kontinu, terdiferensial dengan mudah, dan merupakan fungsi yang tidak turun. Metode pengenalan merupakan proses inialisasi data yang akan diolah selanjutnya oleh BPNN. Data yang akan dikenali disajikan dalam bentuk vektor. Masing-masing data mempunyai target yang disajikan juga dalam bentuk vektor. Terdapat 3 fase dalam pelatihan BPNN, yaitu fase maju, fase mundur, dan fase modifikasi bobot. Dalam fase maju, pola masukan dihitung maju dimulai dari lapisan input hingga lapisan output. Dalam fase mundur, tiap-tiap unit output menerima target pola yang berhubungan dengan pola input untuk dihitung nilai kesalahan. Kesalahan tersebut akan dipropagasikan mundur. Sedangkan fase modifikasi bobot bertujuan menurunkan kesalahan yang terjadi. Ketiga fase tersebut diulang secara terus menerus hingga kondisi penghentian dipenuhi [15,16].

Untuk mendapatkan error ini, tahap fase maju harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat fase maju, neuron-neuron diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, yaitu fungsi yang paling banyak digunakan karena nilai fungsinya yang sangat mudah untuk terdiferensiasi dan juga fungsi ini tidak bersifat digital yang hanya bernilai 0 dan 1, namun fungsi ini bisa menghasilkan nilai yang berkisaran dari 0 sampai 1 [15,16,17,18].

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

Dimana x merupakan nilai dari *hidden layer* untuk memperoleh nilai aktifasi *output* dari *hidden layer* itu sendiri dan nilai *output layer* untuk memperoleh nilai aktifasi *output* dari *output layer* itu sendiri. Arsitektur jaringan *backpropagation* seperti terlihat pada Gambar 1. Algoritma *backpropagation* [15,16]:

1. Inialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil).
2. Kerjakan langkah-langkah berikut selama kondisi



Gambar 1. Arsitektur jaringan backpropagation dengan 1 hidden layer

berhenti bernilai *FALSE* untuk tiap-tiap pasangan elemen:

Feedforward:

- a. Tiap-tiap unit input ($X_i, i=1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal X_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi).
- b. Tiap-tiap unit tersembunyi ($Z_j, j=1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot:

$$Z_in_j = \sum_{i=1}^n X_i \cdot V_{ij} \quad (2)$$

Gunakan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk menghitung sinyal *output*nya:

$$Z_j = f(Z_in_j) \quad (3)$$

- c. Tiap-tiap unit *output* ($Y_k, k=1, 2, 3, \dots, m$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot.

$$Y_in_k = \sum_{i=1}^p Z_i \cdot W_{jk} \quad (4)$$

Gunakan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk menghitung sinyal *output*nya:

$$Y_k = f(Y_in_k) \quad (5)$$

- d. Tiap-tiap unit *output* ($Y_k, k=1, 2, 3, \dots, m$) menerima target pola (T_k) yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung gradien *error*nya (δ_k):

$$\delta_k = (T_k - Y_k) \cdot Y_k \cdot (1 - Y_k) \quad (6)$$

Kemudian hitung gradien *error* (δ_j) pada bagian *hidden layer*:

$$\delta_j = \delta_k \cdot W_{jk} \quad (7)$$

Backpropagation:

- a. *Update* bobot (dari *input layer* ke *hidden layer*):

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \mu \cdot \delta_j \cdot X_i \quad (8)$$

dimana μ adalah *learning rate*.

- b. *Update* bobot (dari *hidden layer* ke *output layer*):

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \mu \cdot \delta_k \cdot Z_j \quad (9)$$

dimana μ adalah *learning rate*.

3. Tes kondisi berhenti jika *error* yang dihasilkan telah tercapai.

III. METODE

A. Perancangan Sistem

Secara garis besar sistem deteksi *sub-assembly base* yang akan dibuat dibagi menjadi 2 bagian utama, yaitu:

- a. Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan, digunakan untuk pelatihan yang akan menghasilkan nilai bobot.
- b. *Recognition sub-assembly base*, digunakan untuk mendeteksi jenis *Base* di dalam citra setelah pelatihan selesai dilakukan.

Data untuk pelatihan JST terdiri dari *sub-assembly base* dengan jenis yang berbeda, dimana data yang akan diambil berupa jumlah *screw*, jenis *base*, dan posisi *screw*. Data pelatihan ini akan mengalami *preprocessing* terlebih dahulu berupa *grayscale*. Hasil dari *preprocessing* inilah yang dijadikan input untuk proses pelatihan yang menggunakan jaringan syaraf tiruan.

B. Perangkat Keras dan Perangkat Lunak yang digunakan

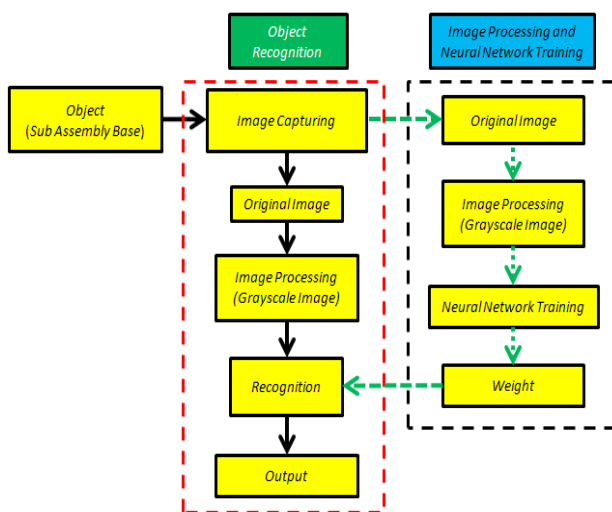
Perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam pembuatan sistem ini, meliputi:

1. *Notebook HP Intel Core i3* dengan *clock speed 2.53 GHz* dan *RAM 3 GB*.
2. Mekanik dudukan kamera dan objek.
3. Kamera webcam *Logitech 5 Mega Pixel*.
4. *Software Visual Studio* dengan bahasa pemrograman *C#*.

C. Prosedur Pengambilan Data

Pengambilan data percobaan dilakukan dalam beberapa tahap pengujian yaitu:

1. Pengujian jaringan syaraf tiruan



Gambar 2. Blok diagram sistem machine vision pendeteksi sub-assembly base inductive berbasis backpropagation

Pengujian jaringan syaraf tiruan dimana data yang akan diambil berupa hasil data dari kombinasi nilai *learning rate*, jumlah layer, dan jumlah node.

2. Pengujian pengenalan jenis *sub-assembly base*
 Pengujian pengenalan jenis *sub-assembly base* oleh beberapa jenis pengujian *training* yang telah dilakukan pada poin 1. Hasil dari pengujian ini adalah berupa persentase keberhasilan program dalam mengidentifikasi jenis *sub-assembly base*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan

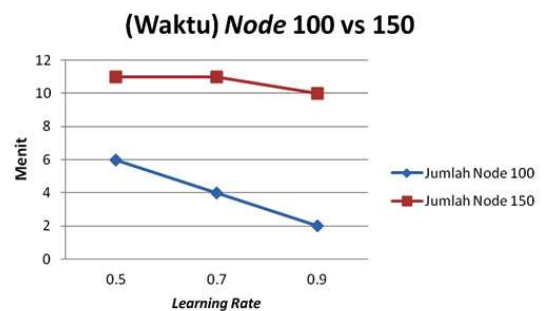
Pada sub bab ini akan dilakukan pengujian jaringan syaraf tiruan dimana data yang akan diambil berupa hasil data dari kombinasi nilai *learning rate*, jumlah layer, dan jumlah *node*. *Input* yang digunakan untuk pengujian ini berupa *input* gambar dari berbagai jenis *base* dengan total 12 gambar. Adapun jumlah *node* input dan output masing-masing sebanyak 12 *node*.

1. Pengujian jaringan syaraf tiruan dengan arsitektur jaringan BPNN 1 hidden layer

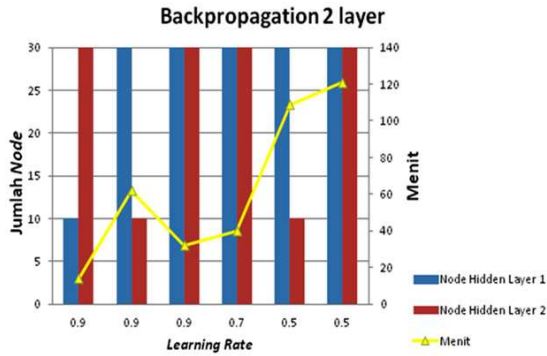
Pengujian pertama dilakukan pada arsitektur jaringan *backpropagation* dengan 1 *hidden layer*. Dengan mengubah-ubah jumlah *node* pada *hidden layer*, waktu yang dibutuhkan dalam proses *learning* juga berubah-ubah, seperti ditunjukkan pada Gambar 3. Dari Gambar 3, dapat terlihat bahwa semakin besar nilai *node* yang diberikan, maka waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan *training* akan semakin lama. Dengan jumlah *node* 100, proses *learning* dapat diselesaikan maksimum dalam 6 menit, sementara dengan jumlah *node* 150, proses *learning* diselesaikan paling sedikit dalam 10 menit. Perbedaan waktu *learning* ini juga dipengaruhi oleh pemilihan nilai *learning rate*, dimana semakin tinggi nilai *learning rate*, maka akan semakin cepat proses *learning*-nya.

2. Pengujian jaringan syaraf tiruan dengan arsitektur jaringan BPNN 2 hidden layer

Pengujian selanjutnya dilakukan pada arsitektur jaringan *backpropagation* dengan 2 *hidden layer*. Waktu



Gambar 3. Perbandingan waktu training pada sistem dengan learning rate yang berbeda-beda pada jumlah node berbeda yaitu 100 dan 150 node



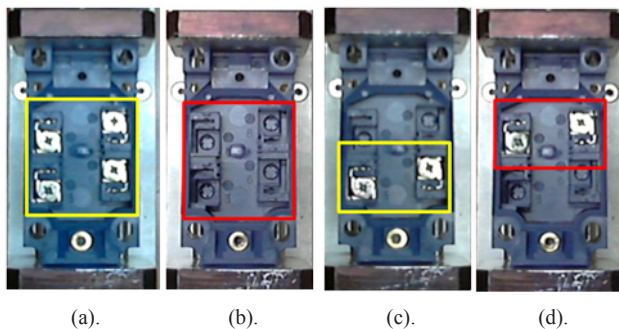
Gambar 4. Perbandingan waktu training untuk arsitektur backpropagation dengan 2 hidden layer dengan nilai learning rate yang berbeda-beda dan jumlah node bervariasi pada tiap hidden layer

penyelesaian *training* dipengaruhi dengan perbedaan jumlah *node* dan *learning rate* seperti ditunjukkan pada Gambar 4. Dengan mengubah-ubah banyaknya node per *hidden layer* dan mengubah nilai *learning rate*, diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Dengan learning rate dan jumlah node pada hidden layer 2 yang tetap, semakin banyak node pada hidden layer 1 maka proses training akan semakin lama.
2. Dengan learning rate dan jumlah node pada hidden layer 1 yang konstan, semakin banyak node pada hidden layer 2 maka proses learning akan semakin cepat.
3. Semakin tinggi nilai *learning rate*, maka proses *training* akan semakin cepat.

B. Pengujian Pengenalan Jenis Sub-assembly Base

Pengujian selanjutnya berupa pengenalan jenis *sub-assembly base* oleh beberapa jenis pengujian *training* yang telah dilakukan pada sub bab A. Hasil dari pengujian ini adalah berupa persentase keberhasilan program dalam mengidentifikasi jenis *sub-assembly base*. Adapun metode yang akan dilakukan untuk pengujian ini adalah dengan mendeteksi 12 jenis *sub-assembly base* yang benar, 1 jenis *sub-assembly base* dengan kondisi *missing screw* dimana *screw* pada *sub-assembly* tersebut tidak ada (tidak terpasang) atau hilang, dan 1 jenis *sub-assembly base* dengan kondisi *wrong position screw* dimana posisi *screw*



Gambar 5. (a) Sub-assembly kondisi benar dengan semua screw terpasang; (b) Sub-assembly dengan kondisi missing screw; (c). Sub-assembly kondisi benar dengan dua screw terpasang; (d). Sub-assembly dengan kondisi wrong position screw

Tabel 1. Jumlah iterasi yang dihasilkan dari proses learning identifikasi jenis sub-assembly base pada jaringan BPNN 1 hidden layer dengan parameter jumlah node, target error dan learning rate berbeda-beda

Pengujian	Hidden Layer	Node	Target Error	Learning rate	Iterasi
1	1	300	0.00015	0.1	80847
2	1	300	0.00015	0.3	13745
3	1	300	0.00015	0.5	9620
4	1	100	0.00015	0.7	44459
5	1	100	0.00015	0.9	16425
6	1	100	0.01	0.5	731
7	1	100	0.01	0.7	451
8	1	100	0.01	0.9	270
9	1	150	0.01	0.5	527
10	1	150	0.01	0.7	470
11	1	150	0.01	0.9	485

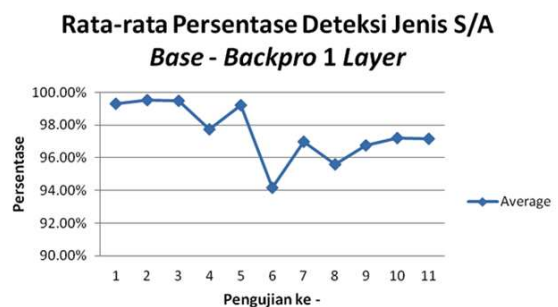
dari *sub-assembly* tersebut tidak berada pada posisi yang telah ditetapkan seperti ditunjukkan pada Gambar 5.

1. Pengujian identifikasi jenis sub-assembly base pada jaringan BPNN 1 hidden layer

Tabel 1 merupakan hasil proses *learning* BPNN 1 layer yang telah dilakukan dengan kondisi *training* berhasil mencapai target *error* yang diinginkan.

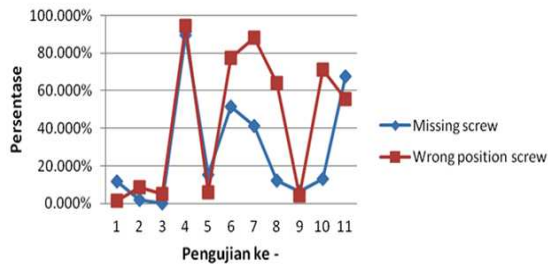
Dengan melakukan sebanyak 11 kali pengujian pada objek *sub-assembly* dengan kondisi benar, diperoleh rata-rata persentase keberhasilan identifikasi jenis *sub-assembly* seperti ditunjukkan pada grafik Gambar 6. Adapun kesimpulan yang dapat dilihat dari grafik Gambar 6 adalah:

- a. Rata-rata pengenalan objek untuk BPNN 1 layer yang lebih akurat adalah pada pengujian 1 (*learning rate* 0.1), 2 (*learning rate* 0.3), dan 3 (*learning rate* 0.5), dimana pada pengujian ini target *error* yang diberikan sebesar 0.015% dengan jumlah *node* sebesar 300, memperoleh persentase pengenalan objek di atas 99%.
- b. Pada pengujian 1 hingga 5 dan pengujian 6 hingga 11 yang dibedakan dengan besar kecilnya target error, diperoleh bahwa semakin kecil target error yaitu sebesar 0.00015, maka akan semakin akurat suatu



Gambar 6. Persentase rata-rata hasil pengujian pengenalan objek sub-assembly kondisi benar pada BPNN 1 hidden layer sesuai dengan parameter pengujian pada Tabel 1

Persentase Error Deteksi Missing Screw & Wrong Position Screw



Gambar 7 Persentase error pengenalan sub-assembly dengan kondisi missing screw dan wrong position screw pada BPNN 1 hidden layer

sistem di dalam mengenali sebuah objek dengan persentase pengenalan objek di atas 97%.

- c. Pada pengujian 6 hingga 11 yang dibedakan dengan jumlah node yang digunakan, dapat dilihat bahwa semakin besar jumlah node yang diberikan, dalam hal ini 150 node, maka akan semakin akurat suatu sistem di dalam mengenali sebuah objek dengan persentase pengenalan objek di atas 96%.

Pada pengujian objek *sub-assembly* dengan kondisi *missing screw* dan *wrong position screw*, dapat dilihat bahwa pengujian ke-3, dengan *learning rate* 0.5, memiliki level keakuratan paling baik. Adapun persentase error yang diperoleh pada pengujian ke-3 untuk deteksi *sub-assembly* dengan kondisi *missing screw* mencapai 0.201% dan *wrong position screw* sebesar 5.2%, seperti ditunjukkan pada grafik Gambar 7. Sementara dapat juga diketahui dari Gambar 7 bahwa dari 11 kali pengujian untuk pengenalan *sub-assembly* dengan kondisi *missing screw* dan *wrong position screw*, sebanyak 6 pengujian memiliki persentase error cukup tinggi yaitu di atas 50%. Nilai parameter yang digunakan pada ke-6 pengujian ini tidak direkomendasikan untuk diimplementasikan pada pengujian pengenalan *sub-assembly* dengan kondisi *missing screw* dan *wrong position screw*.

Dari keseluruhan pengujian untuk BPNN 1 *hidden layer*, dapat disimpulkan bahwa pengujian ke-3 yang paling akurat di dalam mendeteksi objek yang telah diberikan, yaitu sebesar 99.48% dan persentase *error* mendeteksi objek yang salah sebesar 0.2% untuk *missing screw* dan 5.2% untuk *wrong position screw*. Adapun adanya *error* yang dihasilkan dikarenakan kurangnya *sample learning* dengan berbagai macam kondisi, seperti kondisi pencahayaan. Hal ini dibuktikan dengan melakukan pengujian ke-3 pada 2 kondisi yang berbeda, yaitu kondisi cahaya di ruang produksi dan kondisi cahaya

Tabel 2. Pengujian satu objek pada 2 ruangan yang berbeda dengan kondisi pencahayaan berbeda

Objek	Ruang	Pengujian	Hasil Pengenalan	Objek yang Terdeteksi
S1B35822	Kantor	3	39.79%	S1B35821
S1B35822	Produksi	3	98.96%	S1B35822

Tabel 3. Iterasi yang dihasilkan dari proses learning identifikasi jenis sub-assembly base pada jaringan BPNN 2 hidden layer dengan parameter jumlah node 1 dan 2, target error, dan learning rate berbeda-beda

Pengujian	Node 1	Node 2	Target Error	Learning rate	Iterasi
1	100	50	0.00015	0.5	38604
2	100	50	0.00015	0.7	44435
3	100	50	0.00015	0.9	46321
4	10	30	0.01	0.9	22190
5	30	10	0.01	0.9	31468
6	30	30	0.01	0.9	14910
7	30	30	0.01	0.7	17885
8	30	10	0.01	0.5	47888
9	30	30	0.01	0.5	57321

di ruang kantor dengan sample S/A Base S1B35822.

Proses deteksi pada ruang kantor menunjukkan hasil deteksi objek salah seperti ditunjukkan pada Tabel 2, sedangkan proses deteksi benar dihasilkan jika dilakukan pada ruang produksi.

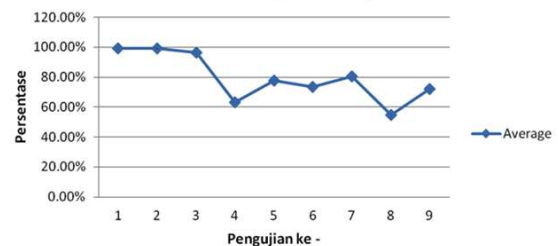
- 2. Pengujian identifikasi jenis sub-assembly base pada jaringan BPNN 2 hidden layer

Proses learning jenis *sub-assembly base* pada jaringan BPNN 2 *hidden layer* dilakukan dengan mengubah-ubah beberapa parameter yaitu jumlah node 1, jumlah node 2, target error, dan learning rate. Adapun banyaknya iterasi yang diperoleh dari pengujian beberapa parameter tersebut ditunjukkan pada Tabel 3.

Dari Gambar 8, dapat dilihat bahwa rata-rata dari pengenalan objek untuk BPNN 2 *hidden layer* yang lebih akurat adalah pada pengujian 1 dengan parameter *learning rate* 0.5, dan pengujian 2 dengan *learning rate* 0.7, dengan persentase deteksi objek hampir mencapai 100%.

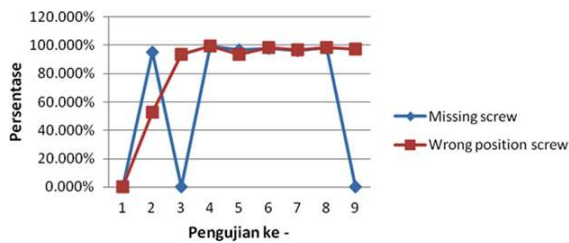
Pada pengujian dengan kondisi *missing screw* dan *wrong position screw*, dapat dilihat bahwa pengujian ke-1 dengan *learning rate* 0.5 memiliki keakuratan paling baik di dalam mendeteksi adanya kesalahan pada objek, dimana persentase error deteksi kondisi *missing screw* maupun *wrong position screw* sebesar 0%, seperti

Average Persentase Deteksi Jenis S/A Base - Backpro 2 Layer



Gambar 8. Persentase rata-rata hasil pengujian pengenalan objek sub-assembly kondisi benar pada BPNN 2 hidden layer sesuai dengan parameter pengujian pada Tabel 3

Persentase Error Deteksi Missing Screw & Wrong Position Screw



Gambar 9. Persentase error pengenalan sub-assembly dengan kondisi missing screw dan wrong position screw pada BPNN 2 hidden layer

diperlihatkan pada Gambar 9. Sementara ke-8 pengujian lainnya memiliki persentase error di atas 50%. Nilai parameter yang digunakan pada ke-8 pengujian ini tidak direkomendasikan untuk diimplementasikan pada pengujian pengenalan *sub-assembly* dengan kondisi *missing screw* dan *wrong position screw*.

Dari keseluruhan pengujian pada BPNN 2 hidden layer, dapat disimpulkan bahwa pengujian ke-1 dengan parameter target error 0.00015, jumlah node 1 sebesar 100 dan jumlah node 2 sebesar 50, dan learning rate 0.5 adalah yang paling akurat dalam mendeteksi objek sub-assembly kondisi benar yaitu mencapai 99.02% dan persentase *error* deteksi objek kondisi salah sebesar 0%. Adapun waktu yang diperlukan untuk menyelesaikan training pada pengujian 1 ini adalah selama 6 jam, 56 detik.

Dari kedua jenis arsitektur jaringan BPNN, yaitu BPNN 1 *hidden layer* dan 2 *hidden layer*, dapat dilihat bahwa proses *learning* pada BPNN 2 *hidden layer* memiliki hasil dengan akurasi lebih baik dibandingkan pada BPNN 1 *hidden layer*. Hal ini disebabkan pada pengujian BPNN 2 *hidden layer* tidak dihasilkan error sama sekali dalam proses deteksi *sub-assembly* kondisi salah, walaupun persentase deteksi *sub-assembly* kondisi benar pada BPNN 2 *hidden layer* lebih kecil sedikit dibandingkan BPNN 1 layer, tetapi masih di atas 99 %.

V. KESIMPULAN

Setelah melakukan perencanaan dan pembuatan serta implementasi sistem deteksi objek ini, kemudian dilakukan pengujian dan analisa maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Pemilihan nilai *learning rate* akan mempengaruhi kecepatan *learning* dan jumlah iterasi yang dihasilkan. Semakin besar nilai *learning rate*, maka semakin proses *learning* akan semakin cepat pula dan iterasi akan semakin kecil.
- 2) Semakin kecil target *error* dan semakin besar jumlah node yang diberikan, maka akan semakin akurat suatu sistem didalam mengenali sebuah objek.
- 3) Untuk BPNN 1 *hidden layer*, pengujian yang paling akurat adalah pengujian dengan parameter jumlah *node* pada *hidden layer* berjumlah 300, target *error* 0.015% dan *learning rate* 0.5, dengan keakuratan deteksi objek *sub-assembly* dengan kondisi benar men-

capai 99.48% dan persentase *error* dalam mendeteksi objek yang salah sebesar 0.2% untuk *missing screw* dan 5.2% untuk *wrong position screw*.

- 4) Pada BPNN 2 *hidden layer*, pengujian yang paling akurat adalah pengujian dengan parameter berupa jumlah node pada *hidden layer* 1 sebesar 100 dan *hidden layer* 2 berjumlah 50, target *error* 0.015%, dan *learning rate* 0.5, dengan keakuratan deteksi objek *sub-assembly* dengan kondisi benar sebesar 99.02% dan persentase *error* dalam mendeteksi objek yang salah (*missing screw* atau *wrong position screw*) sebesar 0%.

REFERENSI

- [1] Phillips Dwayne, *Image Processing in C Second Edition*, Virginia, R & D Publications, 2000.
- [2] Al-Tarawneh, S. Mokhled, Leonardo, "Lung Cancer Detection Using Image Processing Techniques", *Electronic Journal of Practices and Technologies* ISSN 1583-1078, 2012, p.147-158.
- [3] Cheng Yanyan and Yuan Quanbo, "Image Enhancement based on Human Visual Model", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.9, No.2, 2016, pp.135-142.
- [4] Jianning Han, Quan Zhang, Peng Yang and Yifan Gong, "Improved Algorithm for Image Segmentation based on the Three-dimensional Reconstruction of Tumor Images", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.8, No.6, 2015, pp.15-24.
- [5] Jyotika Kapur and Akshay.J.Baregar, "Security using Image Processing", *International Journal of Managing Information Technology (IJMIT)* Vol.5, No.2, May 2013.
- [6] Kumar. Amit and Malhotra. Shivani, "Pixel-Based Skin Color Classifier : A Review", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.8, No.7, 2015, pp.283-290.
- [7] Rima Deb, Dipali Sengupta, Rupasree Das, Subhankar Mahajan and Sanjoy Mitra, "Development of an Image Enhancement Method and a GUI", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.8, No.6, 2015, pp.227-234.
- [8] Ravindra Pal Singh and Manish Dixit, "Histogram Equalization: A Strong Technique for Image Enhancement", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.8, No.8, 2015, pp.345-352.
- [9] Ramesh, Gomathy and Sundararajan, "Detection of Defects on Steel Surface for using Image Segmentation Techniques", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.7, No.5, 2014, pp.323-332.
- [10] Weiwei Wu, "A Novel Solution to Test Face Recognition Methods on the Training Data Set", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.8, No.9, 2015, pp.21-30.
- [11] Jingwei Dong, Meiting Sun, Gengrui Liang and Kui Jin, "The Improved Neural Network Algorithm of License Plate Recognition", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.8, No.5, 2015, pp.49-54.
- [12] Jianning Han, Peng Yang and Lu Zhang, "Object Recognition System of Sonar Image Based on Multiple Invariant Moments and BP Neural Network", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.7, No.5, 2014, pp.287-298.

- [13] Shweta Mehta, Shailender Gupta, Bharat Bhushan and Nagpal, "Face Recognition using Neuro-Fuzzy Inference System", International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol.7, No.1, 2014, pp.331-344.
- [14] Chackravorthy. A S N, Raja. Penmetsa V Krishna, and Prof. Avadhani. P S, "Handwritten Text Image Authentication Using Back Propagation", International Journal of Network Security & Its Applications (IJNSA), Vol.3, No.5, Sep 2011.
- [15] "An Introduction to Neural Network", Krose, Ben, Netherlands, 1996.
- [16] "Neural Network A Systematic Introduction", Rojas, Raul, Berlin, 1996.
- [17] Qihang He, Congyao Zhang, and Dong C.Liu, "Nonlinear Image Enhancement by Self-Adaptive Sigmoid Function", International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol.8, No.11, 2015, pp.319-328.
- [18] P.Sibi, S.Allwyn Jones and P.Siddarth, "ANALYSIS OF DIFFERENT ACTIVATION FUNCTIONS USING BACK PROPAGATION NEURAL NETWORKS", Journal of Theoretical and Applied Information Technology, Vol. 47, No. 3, 31th January 2013.

Penerbit:

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Syiah Kuala

Jl. Tgk. Syech Abdurrauf No. 7, Banda Aceh 23111

website: <http://jurnal.unsyiah.ac.id/JRE>

email: rekayasa.elektrika@unsyiah.net

Telp/Fax: (0651) 7554336

