

**PENGENALAN POLA OBJEK SAYURAN PADA CITRA DIGITAL
DENGAN METODE *HOPFIELD NEURAL NETWORK***

Skripsi

untuk memenuhi sebagian persyaratan

mencapai derajat Sarjana S-1

Program Studi Teknik Informatika



diajukan oleh

Iqbal Adi Nurmansyah

14650022

Kepada

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA

YOGYAKARTA

2018



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-1949/Un.02/DST/PP.00.9/04/2018

Tugas Akhir dengan judul : Pengenalan Pola Objek Sayuran pada Citra Digital dengan Metode Hopfield Neural Network

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : IQBAL ADI NURMANSYAH
Nomor Induk Mahasiswa : 14650022
Telah diujikan pada : Jumat, 20 April 2018
Nilai ujian Tugas Akhir : A

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR

Ketua Sidang

Nurochman, S.Kom., M.Kom
NIP. 19801223 200901 1 007

Pengaji I

Muhammad Didik Rohmad Wahyudi, S.T., MT.
NIP. 19760812 200901 1 015

Pengaji II

Sumarsono, S.T., M.Kom.
NIP. 19710209 200501 1 003

Yogyakarta, 20 April 2018

UIN Sunan Kalijaga

Fakultas Sains dan Teknologi

D E K A N



STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

**SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR**

Hal : Persetujuan Skripsi

Lamp :-

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
di Yogyakarta

Assalamu'alaikum wr. wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:

Nama : Iqbal Adi Nurmansyah
NIM : 14650022
Judul Skripsi : "Pengenalan Pola Objek Sayuran Pada Citra Digital Dengan Metode Hopfield Neural Network"

sudah dapat diajukan kembali kepada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu dalam Program Studi Teknik Informatika.

Dengan ini kami mengharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut di atas dapat segera dimunaqsyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum wr. wb.

Yogyakarta, 29 Maret 2018

Pembimbing



Nurochman, S.Kom., M.Kom.

NIP. 19801223 200901 1 007

SURAT KETERANGAN KEASLIAN SKRIPSI

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Iqbal Adi Nurmansyah

NIM : 14650022

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul "Pengenalan Pola Objek

Sayuran Pada Citra Digital Dengan Metode Hopfield Neural Network"

merupakan hasil penelitian saya sendiri, tidak terdapat karya yang pernah diajukan
untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan bukan plagiasi
karya orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan
dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 06 April 2018

Yang menyatakan,



Iqbal Adi Nurmansyah
NIM. 14650022

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah segala puji kehadirat Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat, hidayah serta karunia-Nya, sehingga penyusun dapat menyelesaikan penelitian dengan judul “Pengenalan Pola Objek Sayuran Pada Citra Digital Dengan Metode Hopfield Neural Network”. Shalawat serta salam selalu tercurahkan kepada junjungan kita, Nabi Muhammad SAW beserta keluarga, sahabat dan para pengikutnya termasuk kita semua yang menantikan syafaatnya di hari akhir nanti.

Penyusun menyadari dalam penulisan laporan penelitian ini tidak akan berjalan lancar tanpa dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penyusun menyusun mengucapkan terimakasih banyak kepada:

1. Prof. Drs. Yudian Wahyudi, MA, Ph.D, selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
2. Dr. Murtono, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
3. Dr. Bambang Sugiantoro, MT. selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
4. Bapak Nurochman, S.Kom, M.Kom selaku pembimbing tugas akhir dan pembimbing akademik saya, yang telah memberikan banyak sekali bantuan saran, nasehat, yang sangat bermanfaat dan juga telah mengarahkan saya selama ini.
5. Bapak Sumarsono, S.T., M.Kom. Selaku dosen penasihat akademik teknik informatika angkatan 2014.

6. Seluruh bapak/ibu dosen Teknik Informatika yang saya hormati yang telah memberikan banyak ilmunya, tidak hanya ilmu pengetahuan tapi juga pengalaman dan nasehat yang sangat berguna, kepada saya selama perkuliahan.
7. Kepada teman teman teknik informatika 2014 yang telah menemani selama berproses di UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
8. Serta kepada semua pihak yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu, yang sudah membantu keberlangsungan penelitian ini secara langsung maupun tidak langsung.

Penyusun menyadari masih banyak kekurangan dalam penulisan laporan penelitian ini. Oleh karena itu segala kritik dan saran selalu diharapkan dari pembaca sekalian. Akhir kata, semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi siapapun yang membacanya, terutama bagi penyusun sendiri.

Yogyakarta, 22 Februari 2018



Penulis

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan rasa syukur, penulis mempersembahkan tugas akhir ini kepada:

1. Yang pertama dan utama saya persembahkan tugas akhir ini kepada ibunda saya, Ibu Qoriah yang selalu percaya bahwa saya bisa melakukan sesuatu.
2. Yang kedua saya mempersembahkan tugas akhir ini untuk ayah saya, Alm. Ngusman.
3. Kemudian kepada saudari-saudari saya, kakak dan adik saya yang senantiasa mendukung kegiatan dan aktivitas saya selama kuliah di UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
4. Kepada semua orang yang telah membantu membentuk kepribadian saya hingga saat ini.
5. Kepada diri saya sendiri, yakinlah dan jangan lari terus dari masalah.



HALAMAN MOTTO

*“tidak menyerah adalah kekuatan, tak masalah jika menyerah, namun harus
berbesar hati”*



DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR.....	iii
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vii
HALAMAN MOTTO.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiv
INTISARI.....	xv
ABSTRACT.....	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan Penelitian.....	3
1.5. Manfaat Penelitian.....	3
1.6. Kontribusi Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI.....	5
2.1. Tinjauan Pustaka.....	5
2.2. Landasan Teori.....	9

2.2.1. Pengenalan Pola.....	9
2.2.2. Citra Digital.....	11
2.2.2.1. Citra <i>Corrupt</i>	12
2.2.2.2. Citra <i>Noise</i>	12
2.2.3. Ekstraksi Fitur.....	12
2.2.3.1. Penskalaan Citra.....	13
2.2.3.2. Deteksi Tepi Canny.....	13
2.2.4. Hopfield Neural Network.....	17
2.2.4.1. Arsitektur Jaringan.....	18
2.2.4.2. Aturan Pembelajaran.....	19
2.2.5. Data Pelatihan.....	19
BAB III METODE PENELITIAN.....	21
3.1. Studi Pustaka.....	21
3.2. Pengumpulan Data.....	21
3.3. Rancangan Aplikasi.....	22
3.3.1. Ekstraksi Fitur.....	22
3.3.1.1. Penskalaan Citra.....	22
3.3.1.2. Deteksi Tepi Canny.....	22
3.3.1.3. Binerisasi Citra.....	23
3.3.2. Rancangan Jaringan Syaraf Tiruan.....	23
3.4. Pelatihan Data.....	23
3.5. Pengujian.....	23
3.6. Perangkat Pendukung Penelitian.....	25

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	26
4.1. Pengumpulan Data.....	26
4.2. Rancangan Aplikasi.....	31
4.2.1. Ekstraksi Fitur.....	31
4.2.1.1. Penskalaan Citra.....	31
4.2.1.2. Deteksi Tepi Canny.....	33
4.2.1.3. Binerisasi Citra.....	35
4.2.2. Rancangan Jaringan Syaraf Tiruan.....	37
4.3. Pelatihan Data.....	37
4.4. Pengujian.....	38
4.5. Pembahasan.....	42
4.5.1. Kekuatan Memorisasi Jaringan Syaraf Tiruan Hopfield.....	42
4.5.2. Tingkat Generalisasi Jaringan Syaraf Tiruan Hopfield.....	43
BAB V PENUTUP.....	45
5.1. Kesimpulan.....	45
5.2. Saran.....	46
DAFTAR PUSTAKA.....	47
LAMPIRAN.....	48

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Komponen-Komponen Sistem Pengenalan Pola.....10

Gambar 2.2. Jaringan Syaraf Tiruan Hopfield.....17



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbedaan Penelitian.....	8
Tabel 4.1 Data Latih.....	27
Tabel 4.2 Data Uji.....	29
Tabel 4.3 Uji Penskalaan.....	32
Tabel 4.4 Data Citra Hasil Deteksi Tepi Canny.....	34
Tabel 4.5 Contoh Hasil Binerisasi Citra Uji.....	36
Tabel 4.6 Olah Data Pengujian 1.....	38
Tabel 4.7 Contoh Perhitungan $u(\%)$	40
Tabel 4.8 Olah Data Pengujian 2.....	41
Tabel 4.9 Akumulasi Pengujian 1 dan 2.....	42



DAFTAR LAMPIRAN

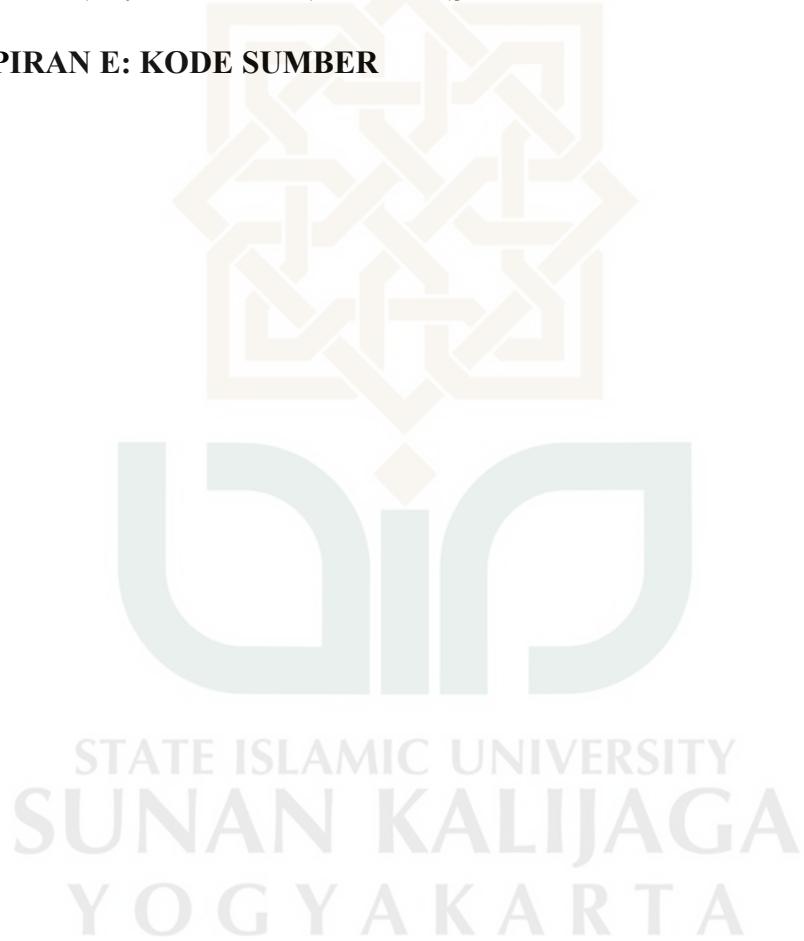
LAMPIRAN A: DATA UJI

LAMPIRAN B: SAMPLING HASIL BOBOT PELATIHAN DATA

LAMPIRAN C: HASIL PENGUJIAN POLA SAYUR

LAMPIRAN D: TAMPILAN APLIKASI

LAMPIRAN E: KODE SUMBER



**PENGENALAN POLA OBJEK SAYURAN PADA CITRA DIGITAL
DENGAN METODE *HOPFIELD NEURAL NETWORK***

IQBAL ADI NURMANSYAH

14650022

INTISARI

Untuk mengenali suatu objek berdasarkan gambar digitalnya, komputer memerlukan mekanisme standar dan logis. Kemajuan zaman membuat komputer memiliki komputasi yang tinggi untuk meningkatkan kinerjanya. Hal ini membuat pengolahan data menjadi sebuah informasi lebih cepat untuk dilakukan.

Jaringan syaraf tiruan merupakan sebuah metode yang dapat digunakan untuk mengenali/klasifikasi pola suatu objek dengan mensimulasikan kinerja *neuron* pada manusia. Penelitian ini mencoba mengimplementasikan algoritma jaringan syaraf tiruan Hopfield untuk mengenali pola objek sayuran. Objek sayuran sebelumnya akan diolah menggunakan metode *scalling*, deteksi tepi Canny dan binerisasi untuk kemudian dilatihkan kedalam jaringan syaraf tiruan Hopfield.

Dari hasil penelitian diketahui, jumlah data yang dapat dilatihkan dalam satu kali pelatihan yaitu kurang dari sama dengan 7. Apabila lebih dari itu maka jaringan hopfield tidak bisa mengenali pola yang sudah dilatihkan. Jaringan hopfield yang dibangun dapat mengenali data uji utuh yang sudah dilatihkan namun hanya berkisar pada angka 71.59%. Hal ini membuktikan jaringan hopfield kurang baik dalam memmemorisasi pola sayuran yang dilatihkan. Dari hasil pengujian data uji yang mengalami kerusakan pada citra sayuran menyebabkan penurunan nilai prosentase *recover pattern*. Penurunan nilai rekoveri pola terbesar terjadi pada citra dengan data uji yang mengalami kerusakan 40% hingga 50%. Hal ini menandakan tingkat generalisasi jaringan hopfield cukup baik apabila mengenali pola citra dengan kerusakan kurang dari 40%.

Kata kunci : Hopfield, Hopfield *Neural Network*, Jaringan syaraf tiruan, *Digital Image Processing*, *Citra Digital*, Sayuran

**PATTERN RECOGNITION OF VEGETABLES IN DIGITAL IMAGE BY
USING HOPFIELD NEURAL NETWORK**

IQBAL ADI NURMANSYAH

14650022

ABSTRACT

To recognize an object based on its digital image, the computer needs a standard and logical mechanism. The progress of the times makes computers have high computing to improve their performance. This makes data processing a faster information to do.

Artificial neural networks are a method that can be used to recognize or classify the pattern of an object by simulating the performance of neurons in humans. This research tries to implement Hopfield neural network algorithm to recognize vegetable object pattern. Objects of vegetables will be processed before using the scaling method, Canny edge detection and binaryization and then trained into Hopfield artificial neural network.

From the results of research known, the amount of data that can be trained in a single training that is less than equal to 7. If more than that then hopfield network can not recognize the pattern that has been trained. The built hopfield network can recognize intact test data but only around 71.59%, which proves the hopfield network is not good at memorized the pattern of vegetables being trained. From the results of testing the test data that was damaged in the vegetable image caused a decrease in the value of the percentage recover pattern. The biggest decrease in recover pattern occurred in the image with the test data that suffered damage 40% to 50%. This indicates the general level of hopfield network well enough if it recognizes image patterns with less than 40% damage.

Keywords : Hopfield, Hopfield Neural Network, Artificial Neural Network,
Digital Image Processing, Digital Image, Vegetables

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pengenalan pola merupakan bidang dalam pembelajaran mesin dan dapat diartikan sebagai "tindakan mengambil data mentah dan bertindak berdasarkan klasifikasi data" (Richard O. Duda dkk, 2001). Pengenalan pola memiliki peranan penting dalam mencontoh cara kerja indra manusia, salah satunya adalah penglihatan. Sebagai contoh, pengenalan visual dari sebuah objek sangat mudah untuk diketahui oleh manusia, namun hal ini akan sulit apabila diterapkan pada komputer. Banyaknya variasi yang harus diamati bahkan untuk satu objek menjadi batasan yang sulit untuk komputer dalam menirukan kemampuan indra manusia.

Untuk mengenali suatu objek berdasarkan gambar digitalnya, komputer memerlukan mekanisme standar dan logis. Kemajuan zaman membuat komputer memiliki komputasi yang tinggi untuk meningkatkan kinerjanya. Hal ini membuat pengolahan data menjadi sebuah informasi lebih cepat untuk dilakukan.

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu cara untuk memproses informasi yang didesain mirip dengan kemampuan otak manusia, yaitu *memorize, Generalize, Efficiency, Accuracy & Tolerance*. Jaringan syaraf tiruan mampu memberikan keputusan atau prediksi berdasarkan data masa lalu yang sudah dilatihkan.

Di dalam topik jaringan syaraf tiruan, terdapat berbagai macam algoritma yang dapat dipakai. Pada penelitian ini, penulis mencoba mengimplementasikan algoritma jaringan syaraf tiruan hopfield.

Citra digital merupakan representasi gambar dua dimensi pada layar monitor sebagai himpunan nilai digital yang disebut *pixel/picture element*. Terdapat banyak jenis citra, berdasarkan objeknya penelitian ini akan berfokus untuk mengenali citra sayuran dengan tujuan menilai tingkat keberhasilan algoritma hopfield dalam mengenali pola yang dilatihkan.

Berangkat dari situ, diperoleh motivasi untuk meneliti konsep pengenalan pola menggunakan algoritma hopfield untuk mengenali pola citra sayuran sehingga komputer dapat mengidentifikasinya.

1.2. Rumusan Masalah

Dari latar belakang diatas dapat dirumuskan masalah:

1. Bagaimana mengekstrak objek sayuran dari suatu citra menjadi model *binary data*?
2. Seberapa besar nilai memorisasi yang bisa diterima algoritma hopfield dalam mengenali pola objek sayuran?
3. Seberapa besar nilai generalisasi yang bisa diterima algoritma hopfield dalam mengenali pola objek sayuran?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah pada pelitian ini adalah:

1. Aspek yang diteliti adalah nilai memorisasi dan generalisasi algoritma Hopfield dalam mengenali objek sayuran.
2. Data pengujian merupakan data yang didefinisikan mengalami beberapa keadaan seperti utuh, mengalami kerusakan, tertutup objek lain dan mengandung *noise*.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan algoritma Hopfield untuk melakukan pelatihan pola objek sayuran pada citra digital.
2. Menilai tingkat memorisasi dan generalisasi algoritma Hopfield dalam mengenali pola objek sayuran yang dilatihkan.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah:

1. Menghasilkan aplikasi yang berfungsi untuk mengenali pola objek sayuran.
2. Membantu sesama peneliti terkait implementasi algoritma hopfield dalam pengenalan pola pada citra, khususnya sayuran.

1.6. Kontribusi Penelitian

Kontribusi yang akan diberikan untuk pengembangan ilmu pengetahuan yaitu meneliti penggunaan algoritma *hopfield neural network* dalam menegenali pola citra sayuran dengan memanfaatkan kemajuan teknologi.

Kontribusi di bidang teknologi, mengembangkan aplikasi yang dapat mengadopsi kemampuan otak manusia.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat ditarik dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Fitur ekstraksi deteksi tepi Canny dan binerisasi citra sudah cukup untuk membedakan pola data pada tiap jenis data citra sayuran yang digunakan. Namun memiliki kekurangan yaitu jumlah data yang besar.
2. Jumlah data yang dilatihkan kurang dari sama dengan 7 data dalam satu pelatihan. Hal ini dapat disebabkan oleh limit jaringan hopfield dalam menyimpan pola dan juga kemiripan data yang dilatihkan.
3. Hopfield *network* yang dibangun dapat mengenali data uji **jenis utuh** yang sudah dilatihkan namun hanya berkisar pada angka 71.59 % sehingga kurang baik dalam mememorisasi pola sayuran yang telah dilatihkan.
4. Kerusakan pada citra menyebabkan penurunan nilai prosentase *recover pattern*.
5. Tingkat penurunan prosentase *recover pattern* untuk data uji jenis *Corrupt* 10-30% berkisar pada angka 0.1 % - 5.68 % kurang dari 10 % penurunan. Hal ini menandakan tingkat generalisasi pada jaringan hopfield cukup baik pada angka kerusakan citra 10-30%.

6. Tingkat penurunan prosentase *recover pattern* untuk data uji jenis *Corrupt* 40% sebesar 12.50% dibanding dengan prosentase data uji jenis utuh. Sedangkan pada data uji jenis *Corrupt* 50 % penurunan sebesar 71.63 %, hal ini menyebabkan tingkat generalisasi jaringan hopfield pada kerusakan 40-50 % buruk.
7. Jaringan hopfield lebih bagus dalam mengenali citra yang mengandung *noise* daripada citra yang mengalami kerusakan.
8. Jaringan hopfield yang dibangun memiliki kelemahan apabila citra data uji mengalami rotasi maka tidak bisa dikenali.

5.2. Saran

Dari proses penelitian ini, masih terdapat banyak kekurangan, oleh karna itu peneliti akan memberikan saran yang dapat dijadikan pertimbangan pada penelitian selanjutnya, sebagai berikut:

1. Perlu diteliti penggunaan metode *learning* selain *Hebbian rule* dalam perancangan jaringan syaraf tiruan hopfield.
2. Perlu diteliti penggunaan pemodelan fitur ekstraksi selain binerisasi citra.
3. Menggunakan metode lain selain Hopfield *neural network*, seperti *LVQ*.

DAFTAR PUSTAKA

- Al Fatta, Hanif. 2009. *Rekayasa Sistem Pengenalan Wajah*. Yogyakarta: ANDI Anonim. *BAB 8. Jaringan Syaraf Tiruan (Neural Network)*.
<http://entin.lecturer.pens.ac.id/Kecerdasan%20Buatan/Buku/Bab%208%20Jaringan%20Syaraf%20Tiruan.pdf>
- Bisri, Hasan. , Bustomi, M. Arief. , Purwanti, Endah. 2013. *Klasifikasi Citra Paru-Paru Dengan Ekstraksi Fitur Histogram Dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. Surabaya: ITS Surabaya
<https://github.com/imitablerabbit/hopfield-network>
- Kristanto, Andri. 2004. *Jaringan Syaraf Tiruan (Konsep Dasar, Algoritma dan Aplikasi)*. Yogyakarta: Gava Media
- Poernomo, Broto & Melita, Yuliana. 2013. *Pengolahan Citra Digital Untuk Pengenalan Retina Dengan Jaringan Saraf Tiruan Hopfield Diskrit*. Malang: STMIK ASIA Malang, iSTTS
- Putra, Darma. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: ANDI
- Rojas, Raul. 1996. *Neural Networks - A Systematic Introduction*. Berlin, New-York:Springer-Verlag
- Sembada, Tegar. 2015. *Implementasi Metode Run Length Dan Jaringan Saraf Tiruan Hopfield Untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Berdasarkan Tekstur Kulit*. *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*. Bandung: Universitas Komputer Indonesia
- Sugiyono. 2016. *Statistika Untuk Penelitian*. Bandung: Alfabeta

LAMPIRAN

LAMPIRAN A: DATA UJI

No	Citra Data Uji	Keterangan Jenis Data Uji
1		Utuh
2		<i>Corrupt 10%</i>
3		<i>Corrupt 20%</i>
4		<i>Corrupt 30%</i>
5		<i>Corrupt 40%</i>
6		<i>Corrupt 50%</i>

7		tertutup
8		noise
9		utuh
10		<i>Corrupt 10%</i>
11		<i>Corrupt 20%</i>
12		<i>Corrupt 30%</i>
13		<i>Corrupt 40%</i>
14		<i>Corrupt 50%</i>

15		tertutup
16		noise
17		utuh
18		<i>Corrupt 10%</i>
19		<i>Corrupt 20%</i>
20		<i>Corrupt 30%</i>
21		<i>Corrupt 40%</i>
22		<i>Corrupt 50%</i>
23		tertutup

24		noise
25		utuh
26		<i>Corrupt 10%</i>
27		<i>Corrupt 20%</i>
28		<i>Corrupt 30%</i>
29		<i>Corrupt 40%</i>
30		<i>Corrupt 50%</i>
31		tertutup
32		noise

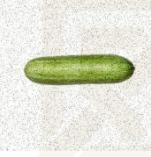
33		utuh
34		<i>Corrupt 10%</i>
35		<i>Corrupt 20%</i>
36		<i>Corrupt 30%</i>
37		<i>Corrupt 40%</i>
38		<i>Corrupt 50%</i>
39		tertutup
40		noise
41		utuh

42		<i>Corrupt 10%</i>
43		<i>Corrupt 20%</i>
44		<i>Corrupt 30%</i>
45		<i>Corrupt 40%</i>
46		<i>Corrupt 50%</i>
47		tertutup
48		noise
49		utuh
50		<i>Corrupt 10%</i>

51		<i>Corrupt 20%</i>
52		<i>Corrupt 30%</i>
53		<i>Corrupt 40%</i>
54		<i>Corrupt 50%</i>
55		tertutup
56		noise
57		utuh
58		<i>Corrupt 10%</i>
59		<i>Corrupt 20%</i>

60		<i>Corrupt 30%</i>
61		<i>Corrupt 40%</i>
62		<i>Corrupt 50%</i>
63		tertutup
64		noise
65		utuh
66		<i>Corrupt 10%</i>
67		<i>Corrupt 20%</i>
68		<i>Corrupt 30%</i>

69		<i>Corrupt 40%</i>
70		<i>Corrupt 50%</i>
71		tertutup
72		noise
73		utuh
74		<i>Corrupt 10%</i>
75		<i>Corrupt 20%</i>
76		<i>Corrupt 30%</i>
77		<i>Corrupt 40%</i>

78		<i>Corrupt 50%</i>
79		tertutup
80		noise
81		utuh
82		<i>Corrupt 10%</i>
83		<i>Corrupt 20%</i>
84		<i>Corrupt 30%</i>
85		<i>Corrupt 40%</i>
86		<i>Corrupt 50%</i>

87		tertutup
88		noise
89		utuh
90		<i>Corrupt 10%</i>
91		<i>Corrupt 20%</i>
92		<i>Corrupt 30%</i>
93		<i>Corrupt 40%</i>
94		<i>Corrupt 50%</i>
95		tertutup

96		noise
----	---	-------



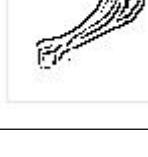
LAMPIRAN B: SAMPLING HASIL BOBOT PELATIHAN DATA

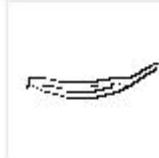
Bobot Pelatihan dan Nilai Aktivasi Data Pada Node Index 4000

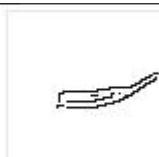
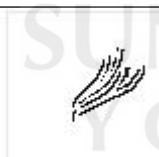
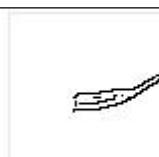
{

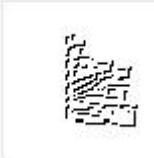
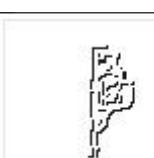
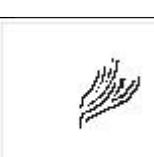
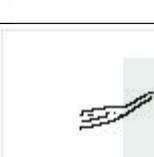
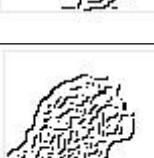
LAMPIRAN C: HASIL PERCOBAAN DAN PENGUJIAN POLA SAYUR

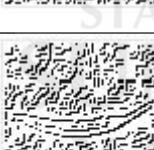
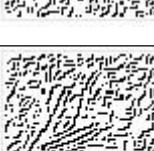
Tabel Pengujian 1.

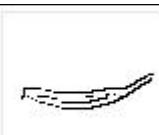
No	Pattern input	Recovered (%)	Jumlah Update	Jumlah Data Terlatih	Keterangan Data Uji	Label
1.		100 %	0	1	utuh	Brokoli
2.		100 %	0	1	utuh	Buncis
3.		100 %	0	1	utuh	Cabai Hijau
4.		100 %	0	1	utuh	Caisim
5.		100 %	0	1	utuh	Kubis
6.		100 %	59	1	<i>Corrupt 10%</i>	Brokoli
7.		100 %	27	1	<i>Corrupt 10%</i>	Buncis

8.		100 %	18	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Cabai Hijau
9.		100 %	38	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Caisim
10.		100 %	111	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Kubis
11.		100 %	105	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Brokoli
12.		100 %	66	1	<i>Corrupt 20%</i>	Buncis
13.		100 %	32	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Cabai Hijau
14.		100 %	75	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Caisim
15.		100 %	230	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Kubis

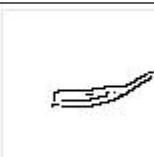
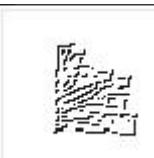
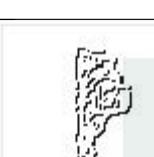
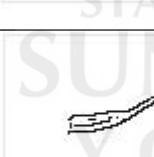
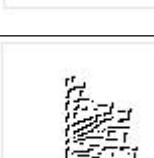
16.		100 %	210	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Brokoli
17.		100 %	87	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Buncis
18.		100 %	48	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Cabai Hijau
19.		100 %	191	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Caisim
20.		100 %	324	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Kubis
21.		100 %	276	1	<i>Corrupt 40%</i>	Brokoli
22.		100%	117	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Buncis
23.		100 %	61	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Cabai Hijau

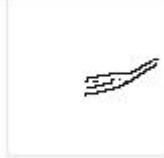
24.		100 %	269	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Caisim
25.		100 %	452	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Kubis
26.		0 %	0	1	<i>Corrupt 50 %</i>	-
27.		100 %	146	1	<i>Corrupt 50 %</i>	Buncis
28.		100 %	78	1	<i>Corrupt 50 %</i>	Cabai Hijau
29.		0 %	0	1	<i>Corrupt 50 %</i>	-
30.		0 %	0	1	<i>Corrupt 50 %</i>	-
31.		100 %	449	1	Covered	Brokoli

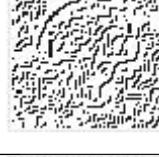
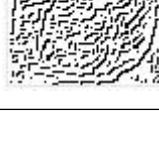
32.		100 %	321	1	Covered	Buncis
33.		100 %	275	1	Covered	Cabai Hijau
34.		100 %	366	1	Covered	Caisim
35.		100 %	734	1	Covered	Kubis
36.		100 %	1143	1	Noise spike	Brokoli
37.		100 %	1343	1	Noise spike	Buncis
38.		100 %	1341	1	Noise spike	Cabai Hijau
39.		100 %	1114	1	Noise spike	Caisim

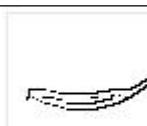
40.		100 %	1304	1	Noise spike	Kubis
41.		100 %	0	2	utuh	Brokoli
42.		78.02 %	71	2	utuh	Buncis
43.		79.89 %	38	2	utuh	Cabai Hijau
44.		100 %	0	2	utuh	Caisim
45.		100 %	0	2	utuh	Kubis
46.		100 %	59	2	<i>Corrupt 10 %</i>	Brokoli
47.		78.02 %	98	2	<i>Corrupt 10%</i>	Buncis
48.		79.89 %	56	2	<i>Corrupt 10 %</i>	Cabai Hijau

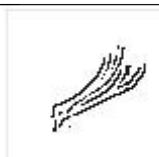
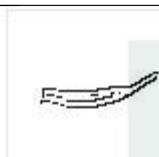
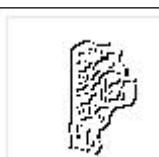
49.		100 %	38	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Caisim
50.		100 %	111	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Kubis
51.		100 %	105	2	<i>Corrupt</i> 20 %	Brokoli
52.		78.02 %	137	2	<i>Corrupt</i> 20%	Buncis
53.		79.89 %	66	2	<i>Corrupt</i> 20 %	Cabai Hijau
54.		100 %	75	2	<i>Corrupt</i> 20 %	Caisim
55.		100 %	230	2	<i>Corrupt</i> 20 %	Kubis
56.		100 %	224	2	<i>Corrupt</i> 30 %	Brokoli

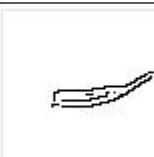
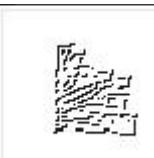
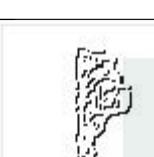
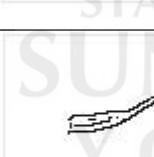
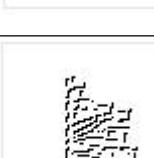
57.		78.02 %	156	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Buncis
58.		79.89 %	70	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Cabai Hijau
59.		78.60 %	243	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Caisim
60.		100 %	324	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Kubis
61.		100 %	384	2	<i>Corrupt 40%</i>	Brokoli
62.		78.02 %	178	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Buncis
63.		79.89 %	73	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Cabai Hijau
64.		78.60 %	275	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Caisim

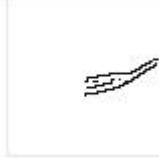
65.		100 %	496	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Kubis
66.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-
67.		78.02 %	193	2	<i>Corrupt 50 %</i>	Buncis
68.		79.89 %	82	2	<i>Corrupt 50 %</i>	Cabai Hijau
69.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-
70.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-
71.		100 %	449	2	Covered	Brokoli
72.		78.02 %	362	2	Covered	Buncis

73.		79.89 %	279	2	Covered	Cabai Hijau
74.		78.60 %	416	2	Covered	Caisim
75.		100 %	762	2	Covered	Kubis
76.		100 %	1143	2	Noise spike	Brokoli
77.		78.02 %	1410	2	Noise spike	Buncis
78.		79.89 %	1373	2	Noise spike	Cabai Hijau
79.		100 %	1114	2	Noise spike	Caisim
80.		100 %	1310	2	Noise spike	Kubis

81.		100 %	0	3	utuh	Brokoli
82.		78.02 %	71	3	utuh	Buncis
83.		66.14 %	64	3	utuh	Cabai Hijau
84.		59.92 %	206	3	utuh	Caisim
85.		100 %	0	3	utuh	Kubis
86.		100 %	59	3	<i>Corrupt</i> 10 %	Brokoli
87.		78.02 %	98	3	<i>Corrupt</i> 10 %	Buncis
88.		66.14 %	82	3	<i>Corrupt</i> 10 %	Cabai Hijau

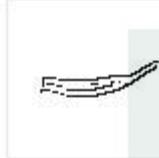
89.		59.92 %	226	3	<i>Corrupt</i> 10 %	Caisim
90.		100 %	111	3	<i>Corrupt</i> 10 %	Kubis
91.		100 %	107	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Brokoli
92.		78.02 %	137	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Buncis
93.		66.14 %	92	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Cabai Hijau
94.		59.92 %	253	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Caisim
95.		100 %	230	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Kubis
96.		100 %	334	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Brokoli

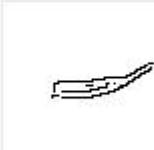
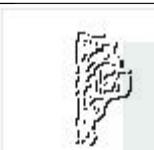
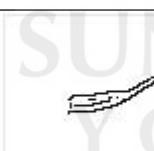
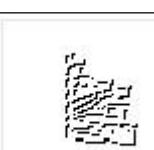
97.		78.02 %	156	3	<i>Corrupt 30 %</i>	Buncis
98.		66.14 %	96	3	<i>Corrupt 30 %</i>	Cabai Hijau
99.		59.92 %	275	3	<i>Corrupt 30 %</i>	Caisim
100.		100 %	344	3	<i>Corrupt 30 %</i>	Kubis
101.		100 %	420	3	<i>Corrupt 40%</i>	Brokoli
102.		69.97 %	196	3	<i>Corrupt 40%</i>	Buncis
103.		66.14 %	93	3	<i>Corrupt 40%</i>	Cabai Hijau
104.		59.92 %	283	3	<i>Corrupt 40%</i>	Caisim

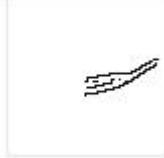
105.		100 %	604	3	<i>Corrupt 40%</i>	Kubis
106.		0 %	0	3	<i>Corrupt 50 %</i>	-
107.		69.97 %	201	3	<i>Corrupt 50 %</i>	Buncis
108.		66.14 %	92	3	<i>Corrupt 50 %</i>	Cabai Hijau
109.		0	0	3	<i>Corrupt 50 %</i>	-
110.		0	0	3	<i>Corrupt 50 %</i>	-
111.		100 %	449	3	Covered	Brokoli
112.		69.97 %	366	3	Covered	Buncis

113.		66.14 %	275	3	Covered	Cabai Hijau
114.		59.92 %	466	3	Covered	Caisim
115.		100 %	848	3	Covered	Kubis
116.		100 %	1143	3	Noise spike	Brokoli
117.		78.02 %	1402	3	Noise spike	Buncis
118.		66.14 %	1385	3	Noise spike	Cabai Hijau
119.		59.92 %	1268	3	Noise spike	Caisim
120.		100 %	1328	3	Noise spike	Kubis

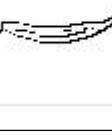
121.		94.39 %	27	4	utuh	Brokoli
122.		52.63 %	153	4	utuh	Buncis
123.		50.79 %	93	4	utuh	Cabai Hijau
124.		72.37 %	142	4	utuh	Caisim
125.		100 %	0	4	utuh	Kubis
126.		94.39 %	84	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Brokoli
127.		52.63 %	154	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Buncis
128.		50.79 %	105	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Cabai Hijau

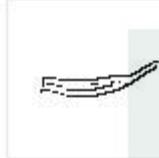
129.		72.37 %	162	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Caisim
130.		100 %	111	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Kubis
131.		76.5 %	174	4	<i>Corrupt</i> 20 %	Brokoli
132.		52.63 %	155	4	<i>Corrupt</i> 20 %	Buncis
133.		50.79 %	109	4	<i>Corrupt</i> 20 %	Cabai Hijau
134.		72.37 %	191	4	<i>Corrupt</i> 20 %	Caisim
135.		100 %	230	4	<i>Corrupt</i> 20 %	Kubis
136.		61.74 %	286	4	<i>Corrupt</i> 30 %	Brokoli

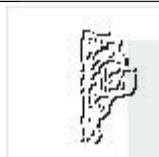
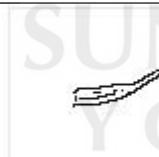
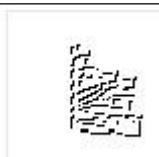
137.		52.63 %	162	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Buncis
138.		50.79 %	107	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Cabai Hijau
139.		56.42 %	297	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Caisim
140.		100 %	328	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Kubis
141.		61.75 %	278	4	<i>Corrupt 40%</i>	Brokoli
142.		52.63 %	164	4	<i>Corrupt 40%</i>	Buncis
143.		50.79 %	100	4	<i>Corrupt 40%</i>	Cabai Hijau
144.		56.42 %	309	4	<i>Corrupt 40%</i>	Caisim

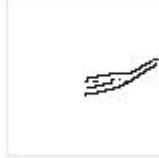
145.		100 %	548	4	<i>Corrupt 40%</i>	Kubis
146.		0 %	0	4	<i>Corrupt 50 %</i>	-
147.		52.63 %	163	4	<i>Corrupt 50 %</i>	Buncis
148.		0 %	0	4	<i>Corrupt 50 %</i>	-
149.		0 %	0	4	<i>Corrupt 50 %</i>	-
150.		0 %	0	4	<i>Corrupt 50 %</i>	-
151.		94.39 %	456	4	Covered	Brokoli
152.		52.63 %	338	4	Covered	Buncis

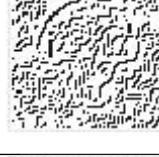
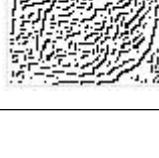
153.		50.79 %	286	4	Covered	Cabai Hijau
154.		56.42 %	444	4	Covered	Caisim
155.		100 %	758	4	Covered	Kubis
156.		94.39 %	1160	4	Noise spike	Brokoli
157.		52.63 %	1454	4	Noise spike	Buncis
158.		50.79 %	1396	4	Noise spike	Cabai Hijau
159.		72.37 %	1210	4	Noise spike	Caisim
160.		100 %	1312	4	Noise spike	Kubis

161.		0 %	0	5	utuh	-
162.		0 %	0	5	utuh	-
163.		0 %	0	5	utuh	-
164.		0 %	0	5	utuh	-
165.		100 %	0	5	utuh	Kubis
166.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 10 %	-
167.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 10 %	-
168.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 10 %	-

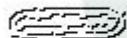
169.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 10 %	-
170.		100 %	111	5	<i>Corrupt</i> 10 %	Kubis
171.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 20 %	-
172.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 20 %	-
173.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 20 %	-
174.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 20 %	-
175.		100 %	230	5	<i>Corrupt</i> 20 %	Kubis
176.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 30 %	-

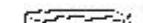
177.		0 %	0	5	<i>Corrupt 30 %</i>	-
178.		0 %	0	5	<i>Corrupt 30 %</i>	-
179.		0 %	0	5	<i>Corrupt 30 %</i>	-
180.		100 %	358	5	<i>Corrupt 30 %</i>	Kubis
181.		0 %	0	5	<i>Corrupt 40%</i>	-
182.		0 %	0	5	<i>Corrupt 40%</i>	-
183.		0 %	0	5	<i>Corrupt 40%</i>	-
184.		0 %	0	5	<i>Corrupt 40%</i>	-

185.		100 %	648	5	<i>Corrupt 40%</i>	Kubis
186.		0 %	0	5	<i>Corrupt 50 %</i>	-
187.		0 %	0	5	<i>Corrupt 50 %</i>	-
188.		0 %	0	5	<i>Corrupt 50 %</i>	-
189.		0 %	0	5	<i>Corrupt 50 %</i>	-
190.		0 %	0	5	<i>Corrupt 50 %</i>	-
191.		0 %	0	5	Covered	-
192.		0 %	0	5	Covered	-

193.		0 %	0	5	Covered	-
194.		0 %	0	5	Covered	-
195.		100 %	858	5	Covered	Kubis
196.		0 %	0	5	Noise spike	-
197.		0 %	0	5	Noise spike	-
198.		0 %	0	5	Noise spike	-
199.		0 %	0	5	Noise spike	-
200.		100 %	1390	5	Noise spike	Kubis

Tabel Pengujian 2.

No	Pattern input	Recovered (%)	Jumlah Update	Jumlah Data Terlatih	Keterangan Data Uji	Label
1.		100 %	0	1	utuh	Paprika
2.		100 %	0	1	utuh	Sawi putih
3.		100 %	0	1	utuh	Sawi
4.		100 %	0	1	Utuh	Terong
5.		100 %	0	1	Utuh	Timun
6.		100 %	0	1	Utuh	Tomat
7.		100 %	0	1	Utuh	Wortel
8.		100 %	65	1	<i>Corrupt</i> 10 %	Paprika

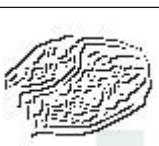
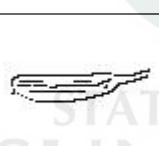
9.		100 %	34	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Sawi putih
10.		100 %	45	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Sawi
11.		100 %	41	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Terong
12.		100 %	35	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Timun
13.		100 %	78	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Tomat
14.		100 %	27	1	<i>Corrupt 10 %</i>	Wortel
15.		100 %	122	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Paprika
16.		100 %	146	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Sawi putih
17.		100 %	98	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Sawi

18.		100 %	67	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Terong
19.		100 %	73	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Timun
20.		100 %	178	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Tomat
21.		100 %	66	1	<i>Corrupt 20 %</i>	Wortel
22.		100 %	202	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Paprika
23.		100 %	244	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi putih
24.		100 %	172	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi
25.		100 %	99	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Terong
26.		100 %	95	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Timun

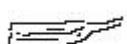
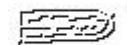
27.		100 %	210	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Tomat
28.		100 %	93	1	<i>Corrupt 30 %</i>	Wortel
29.		0	0	1	<i>Corrupt 40 %</i>	-
30.		100 %	332	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Sawi putih
31.		100 %	301	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Sawi
32.		100 %	127	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Terong
33.		100 %	127	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Timun
34.		100 %	279	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Tomat
35.		100 %	131	1	<i>Corrupt 40 %</i>	Wortel

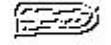
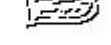
36.		0 %	0	1	<i>Corrupt</i> 50 %	-
37.		100 %	422	1	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi putih
38.		100 %	410	1	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi
39.		0 %	0	1	<i>Corrupt</i> 50 %	-
40.		0 %	0	1	<i>Corrupt</i> 50 %	-
41.		0 %	0	1	<i>Corrupt</i> 50 %	-
42.		0 %	0	1	<i>Corrupt</i> 50 %	-
43.		100 %	714	1	covered	Paprika
44.		100 %	465	1	covered	Sawi putih

45.		100 %	473	1	covered	Sawi
46.		100 %	388	1	covered	Terong
47.		100 %	454	1	covered	Timun
48.		100 %	463	1	covered	Tomat
49.		100 %	197	1	covered	Wortel
50.		100 %	883	1	noised	Paprika
51.		100 %	1080	1	noised	Sawi putih
52.		100 %	1125	1	noised	Sawi
53.		100 %	1227	1	noised	Terong

54.		100 %	1343	1	noised	Timun
55.		100 %	933	1	noised	Tomat
56.		100 %	1316	1	noised	Wortel
57.		82.48 %	65	2	utuh	Paprika
58.		100 %	0	2	utuh	Sawi putih
59.		100 %	0	2	utuh	Sawi
60.		82.03 %	51	2	Utuh	Terong
61.		83.63 %	46	2	Utuh	Timun
62.		100 %	0	2	Utuh	Tomat

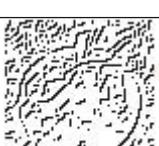
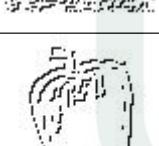
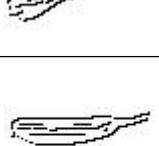
63.		100 %	0	2	Utuh	Wortel
64.		82.48 %	126	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Paprika
65.		100 %	34	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi putih
66.		100 %	45	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi
67.		82.03 %	87	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Terong
68.		83.63 %	51	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Timun
69.		100 %	78	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Tomat
70.		100 %	27	2	<i>Corrupt</i> 10 %	Wortel
71.		82.48 %	159	2	<i>Corrupt</i> 20 %	Paprika

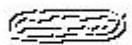
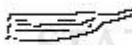
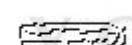
72.		100 %	146	2	<i>Corrupt 20 %</i>	Sawi putih
73.		100 %	98	2	<i>Corrupt 20 %</i>	Sawi
74.		82.03 %	109	2	<i>Corrupt 20 %</i>	Terong
75.		83.63 %	75	2	<i>Corrupt 20 %</i>	Timun
76.		100 %	178	2	<i>Corrupt 20 %</i>	Tomat
77.		86.71 %	98	2	<i>Corrupt 20 %</i>	Wortel
78.		82.48 %	371	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Paprika
79.		100 %	244	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi putih
80.		100 %	172	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi

81.		82.03 %	133	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Terong
82.		83.63 %	91	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Timun
83.		100 %	212	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Tomat
84.		86.71 %	115	2	<i>Corrupt 30 %</i>	Wortel
85.		0 %	0	2	<i>Corrupt 40 %</i>	-
86.		100 %	340	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Sawi putih
87.		100 %	301	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Sawi
88.		82.03 %	141	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Terong
89.		83.63 %	111	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Timun

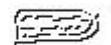
90.		100 %	305	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Tomat
91.		86.71 %	145	2	<i>Corrupt 40 %</i>	Wortel
92.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-
93.		100 %	452	2	<i>Corrupt 50 %</i>	Sawi putih
94.		100 %	420	2	<i>Corrupt 50 %</i>	Sawi
95.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-
96.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-
97.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-
98.		0 %	0	2	<i>Corrupt 50 %</i>	-

99.		82.48 %	723	2	covered	Paprika
100.		100 %	465	2	covered	Sawi putih
101.		100 %	473	2	covered	Sawi
102.		82.03 %	380	2	covered	Terong
103.		83.63 %	448	2	covered	Timun
104.		100 %	463	2	covered	Tomat
105.		86.71 %	211	2	covered	Wortel
106.		82.48 %	371	2	noised	Paprika
107.		100 %	1080	2	noised	Sawi putih

108.		100 %	1125	2	noised	Sawi
109.		82.03 %	1269	2	noised	Terong
110.		83.63 %	1373	2	noised	Timun
111.		100 %	933	2	noised	Tomat
112.		86.71 %	1332	2	noised	Wortel
113.		68.46 %	117	3	utuh	Paprika
114.		100 %	0	3	utuh	Sawi putih
115.		100 %	0	3	utuh	Sawi
116.		67.58 %	83	3	Utuh	Terong

117.		83.63 %	46	3	Utuh	Timun
118.		100 %	0	3	Utuh	Tomat
119.		97.26 %	7	3	Utuh	Wortel
120.		68.46 %	170	3	<i>Corrupt 10 %</i>	Paprika
121.		100 %	34	3	<i>Corrupt 10 %</i>	Sawi putih
122.		98.42 %	57	3	<i>Corrupt 10 %</i>	Sawi
123.		67.58 %	108	3	<i>Corrupt 10 %</i>	Terong
124.		83.63 %	51	3	<i>Corrupt 10 %</i>	Timun
125.		100 %	78	3	<i>Corrupt 10 %</i>	Tomat

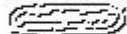
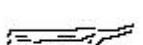
126.		97.26 %	34	3	<i>Corrupt</i> 10 %	Wortel
127.		68.46 %	199	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Paprika
128.		100 %	158	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Sawi putih
129.		98.42 %	110	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Sawi
130.		67.58 %	114	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Terong
131.		83.63 %	75	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Timun
132.		100 %	182	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Tomat
133.		87.11 %	91	3	<i>Corrupt</i> 20 %	Wortel
134.		68.46 %	249	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Paprika

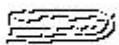
135.		80 %	352	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Sawi putih
136.		78.90 %	268	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Sawi
137.		67.58 %	122	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Terong
138.		68.33 %	116	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Timun
139.		100 %	218	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Tomat
140.		78.13 %	123	3	<i>Corrupt</i> 30 %	Wortel
141.		0 %	0	3	<i>Corrupt</i> 40 %	-
142.		80 %	424	3	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi putih
143.		72.03 %	343	3	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi

144.		67.58 %	141	3	<i>Corrupt 40 %</i>	Terong
145.		68.33 %	122	3	<i>Corrupt 40 %</i>	Timun
146.		100 %	317	3	<i>Corrupt 40 %</i>	Tomat
147.		78.13 %	151	3	<i>Corrupt 40 %</i>	Wortel
148.		0 %	0	3	<i>Corrupt 50 %</i>	-
149.		80 %	482	3	<i>Corrupt 50 %</i>	Sawi putih
150.		0 %	0	3	<i>Corrupt 50 %</i>	-
151.		0 %	0	3	<i>Corrupt 50 %</i>	-
152.		0 %	0	3	<i>Corrupt 50 %</i>	-

153.		0 %	0	3	<i>Corrupt</i> 50 %	-
154.		0 %	0	3	<i>Corrupt</i> 50 %	-
155.		68.46 %	747	3	covered	Paprika
156.		80 %	557	3	covered	Sawi putih
157.		78.90 %	509	3	covered	Sawi
158.		67.58 %	415	3	covered	Terong
159.		68.33 %	429	3	covered	Timun
160.		100 %	467	3	covered	Tomat
161.		78.13 %	197	3	covered	Wortel

162.		68.46 %	958	3	noised	Paprika
163.		100 %	1100	3	noised	Sawi putih
164.		98.41 %	758	3	noised	Sawi
165.		67.58 %	1302	3	noised	Terong
166.		83.63 %	1373	3	noised	Timun
167.		100 %	935	3	noised	Tomat
168.		87.11 %	1327	3	noised	Wortel
169.		64.15 %	133	4	utuh	Paprika
170.		100 %	0	4	utuh	Sawi putih

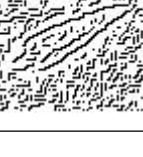
171.		99.87 %	1	4	utuh	Sawi
172.		51.56 %	124	4	Utuh	Terong
173.		71.53 %	80	4	Utuh	Timun
174.		100 %	0	4	Utuh	Tomat
175.		94.53 %	14	4	Utuh	Wortel
176.		64.15 %	180	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Paprika
177.		100 %	36	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi putih
178.		98.41 %	57	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi
179.		51.56 %	149	4	<i>Corrupt</i> 10 %	Terong

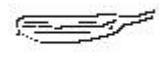
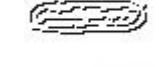
180.		71.53 %	85	4	<i>Corrupt 10 %</i>	Timun
181.		100 %	78	4	<i>Corrupt 10 %</i>	Tomat
182.		94.53 %	37	4	<i>Corrupt 10 %</i>	Wortel
183.		64.15 %	203	4	<i>Corrupt 20 %</i>	Paprika
184.		100 %	168	4	<i>Corrupt 20 %</i>	Sawi putih
185.		96.97 %	121	4	<i>Corrupt 20 %</i>	Sawi
186.		51.56 %	143	4	<i>Corrupt 20 %</i>	Terong
187.		71.53 %	105	4	<i>Corrupt 20 %</i>	Timun
188.		100 %	178	4	<i>Corrupt 20 %</i>	Tomat

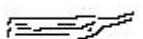
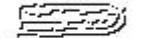
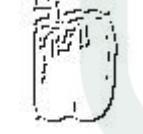
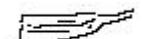
189.		81.25 %	108	4	<i>Corrupt 20 %</i>	Wortel
190.		64.15 %	251	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Paprika
191.		80.04 %	352	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi putih
192.		78.23 %	273	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi
193.		51.56 %	133	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Terong
194.		71.53 %	111	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Timun
195.		100 %	224	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Tomat
196.		81.25 %	123	4	<i>Corrupt 30 %</i>	Wortel
197.		0 %	0	4	<i>Corrupt 40 %</i>	-

198.		80.04 %	436	4	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi putih
199.		72.03 %	343	4	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi
200.		51.56 %	131	4	<i>Corrupt</i> 40 %	Terong
201.		71.53 %	127	4	<i>Corrupt</i> 40 %	Timun
202.		100 %	299	4	<i>Corrupt</i> 40 %	Tomat
203.		81.25 %	147	4	<i>Corrupt</i> 40 %	Wortel
204.		0 %	0	4	<i>Corrupt</i> 50 %	-
205.		80.04 %	448	4	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi putih
206.		72.03 %	343	4	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi

207.		0 %	0	4	<i>Corrupt</i> 50 %	-
208.		0 %	0	4	<i>Corrupt</i> 50 %	-
209.		0 %	0	4	<i>Corrupt</i> 50 %	-
210.		0 %	0	4	<i>Corrupt</i> 50 %	-
211.		64.15 %	743	4	covered	Paprika
212.		80.04 %	557	4	covered	Sawi putih
213.		78.23 %	514	4	covered	Sawi
214.		51.56 %	406	4	covered	Terong
215.		71.53 %	432	4	covered	Timun

216.		100 %	463	4	covered	Tomat
217.		81.25 %	223	4	covered	Wortel
218.		64.15 %	970	4	noised	Paprika
219.		100 %	1104	4	noised	Sawi putih
220.		98.41 %	1147	4	noised	Sawi
221.		51.56 %	1337	4	noised	Terong
222.		71.53 %	1391	4	noised	Timun
223.		100 %	933	4	noised	Tomat
224.		81.25 %	1332	4	noised	Wortel

225.		60.11 %	148	5	utuh	Paprika
226.		99.50 %	4	5	utuh	Sawi putih
227.		97.89 %	16	5	utuh	Sawi
228.		0 %	0	5	Utuh	-
229.		0 %	46	5	Utuh	-
230.		100 %	0	5	Utuh	Tomat
231.		65.62 %	88	5	Utuh	Wortel
232.		60.11 %	187	5	<i>Corrupt 10 %</i>	Paprika
233.		99.50 %	38	5	<i>Corrupt 10 %</i>	Sawi putih

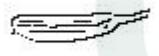
234.		97.89 %	61	5	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi
235.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 10 %	-
236.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 10 %	-
237.		100 %	80	5	<i>Corrupt</i> 10 %	Tomat
238.		65.62 %	111	5	<i>Corrupt</i> 10 %	Wortel
239.		60.11 %	204	5	<i>Corrupt</i> 20 %	Paprika
240.		99.50 %	186	5	<i>Corrupt</i> 20 %	Sawi putih
241.		94.72 %	138	5	<i>Corrupt</i> 20 %	Sawi
242.		0 %	109	5	<i>Corrupt</i> 20 %	-

243.		0 %	75	5	<i>Corrupt 20 %</i>	-
244.		100 %	192	5	<i>Corrupt 20 %</i>	Tomat
245.		65.62 %	134	5	<i>Corrupt 20 %</i>	Wortel
246.		60.11 %	248	5	<i>Corrupt 30 %</i>	Paprika
247.		79.05 %	364	5	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi putih
248.		77.70 %	277	5	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi
249.		0 %	133	5	<i>Corrupt 30 %</i>	-
250.		0 %	91	5	<i>Corrupt 30 %</i>	-
251.		100 %	232	5	<i>Corrupt 30 %</i>	Tomat

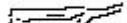
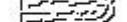
252.		65.62 %	139	5	<i>Corrupt 30 %</i>	Wortel
253.		0 %	0	5	<i>Corrupt 40 %</i>	-
254.		71.82 %	340	5	<i>Corrupt 40 %</i>	Sawi putih
255.		71.11 %	348	5	<i>Corrupt 40 %</i>	Sawi
256.		0 %	141	5	<i>Corrupt 40 %</i>	-
257.		0 %	111	5	<i>Corrupt 40 %</i>	-
258.		100 %	333	5	<i>Corrupt 40 %</i>	Tomat
259.		65.62 %	159	5	<i>Corrupt 40 %</i>	Wortel
260.		0 %	0	5	<i>Corrupt 50 %</i>	-

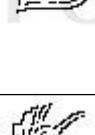
261.		62.46 %	417	5	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi putih
262.		63.85 %	386	5	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi
263.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 50 %	-
264.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 50 %	-
265.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 50 %	-
266.		0 %	0	5	<i>Corrupt</i> 50 %	-
267.		60.11 %	744	5	covered	Paprika
268.		80.05 %	557	5	covered	Sawi putih
269.		76.78 %	521	5	covered	Sawi

270.		0 %	0	5	covered	-
271.		0 %	0	5	covered	-
272.		100 %	475	5	covered	Tomat
273.		65.62 %	221	5	covered	Wortel
274.		60.11 %	979	5	noised	Paprika
275.		99.50 %	1116	5	noised	Sawi putih
276.		94.72 %	1149	5	noised	Sawi
277.		0 %	0	5	noised	-
278.		0 %	0	5	noised	-

279.		100 %	943	5	noised	Tomat
280.		65.62 %	1348	5	noised	Wortel
281.		52.83 %	65	6	utuh	Paprika
282.		98.63 %	11	6	utuh	Sawi putih
283.		57.91 %	319	6	utuh	Sawi
284.		0 %	0	6	Utuh	-
285.		0 %	0	6	Utuh	-
286.		52.90 %	252	6	Utuh	Tomat
287.		0 %	0	6	Utuh	-

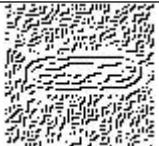
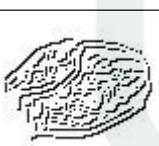
288.		52.83 %	204	6	<i>Corrupt</i> 10 %	Paprika
289.		94.63 %	77	6	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi putih
290.		57.91 %	364	6	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi
291.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 10 %	-
292.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 10 %	-
293.		52.90 %	302	6	<i>Corrupt</i> 10 %	Tomat
294.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 10 %	-
295.		52.83 %	221	6	<i>Corrupt</i> 20 %	Paprika
296.		91.64 %	203	6	<i>Corrupt</i> 20 %	Sawi putih

297.		57.91 %	411	6	<i>Corrupt 20 %</i>	Sawi
298.		0 %	0	6	<i>Corrupt 20 %</i>	-
299.		0 %	0	6	<i>Corrupt 20 %</i>	-
300.		52.90 %	352	6	<i>Corrupt 20 %</i>	Tomat
301.		0 %	0	6	<i>Corrupt 20 %</i>	-
302.		52.83 %	261	6	<i>Corrupt 30 %</i>	Paprika
303.		53.73 %	523	6	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi putih
304.		57.91 %	425	6	<i>Corrupt 30 %</i>	Sawi
305.		0 %	133	6	<i>Corrupt 30 %</i>	-

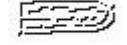
306.		0 %	91	6	<i>Corrupt</i> 30 %	-
307.		52.90 %	314	6	<i>Corrupt</i> 30 %	Tomat
308.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 30 %	-
309.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 40 %	-
310.		54.73 %	469	6	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi putih
311.		57.91 %	406	6	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi
312.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 40 %	-
313.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 40 %	-
314.		52.90 %	305	6	<i>Corrupt</i> 40 %	Tomat

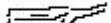
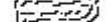
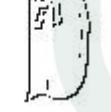
315.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 40 %	-
316.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 50 %	-
317.		54.73 %	407	6	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi putih
318.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 50 %	-
319.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 50 %	-
320.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 50 %	-
321.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 50 %	-
322.		0 %	0	6	<i>Corrupt</i> 50 %	-
323.		52.83 %	749	6	covered	Paprika

324.		54.73 %	744	6	covered	Sawi putih
325.		57.91 %	634	6	covered	Sawi
326.		0 %	0	6	covered	-
327.		0 %	0	6	covered	-
328.		52.89 %	565	6	covered	Tomat
329.		0 %	0	6	covered	-
330.		52.83 %	982	6	noised	Paprika
331.		90.52 %	1120	6	noised	Sawi putih
332.		57.91 %	1400	6	noised	Sawi

333.		0 %	0	6	noised	-
334.		0 %	0	6	noised	-
335.		52.90 %	1059	6	noised	Tomat
336.		0 %	0	6	noised	-
337.		0 %	0	7	utuh	-
338.		94.38 %	45	7	utuh	Sawi putih
339.		54.48 %	345	7	utuh	Sawi
340.		0 %	0	7	Utuh	-
341.		0 %	0	7	Utuh	-

342.		51.40 %	260	7	Utuh	Tomat
343.		0 %	0	7	Utuh	-
344.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 10 %	-
345.		94.38 %	79	7	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi putih
346.		54.48 %	390	7	<i>Corrupt</i> 10 %	Sawi
347.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 10 %	-
348.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 10 %	-
349.		51.40 %	314	7	<i>Corrupt</i> 10 %	Tomat
350.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 10 %	-

351.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 20 %	-
352.		88.78 %	222	7	<i>Corrupt</i> 20 %	Sawi putih
353.		54.48 %	431	7	<i>Corrupt</i> 20 %	Sawi
354.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 20 %	-
355.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 20 %	-
356.		51.40 %	336	7	<i>Corrupt</i> 20 %	Tomat
357.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 20 %	-
358.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 30 %	-
359.		52.25 %	531	7	<i>Corrupt</i> 30 %	Sawi putih

360.		54.48 %	449	7	<i>Corrupt</i> 30 %	Sawi
361.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 30 %	-
362.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 30 %	-
363.		51.40 %	320	7	<i>Corrupt</i> 30 %	Tomat
364.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 30 %	-
365.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 40 %	-
366.		51.24 %	457	7	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi putih
367.		54.48 %	426	7	<i>Corrupt</i> 40 %	Sawi
368.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 40 %	-

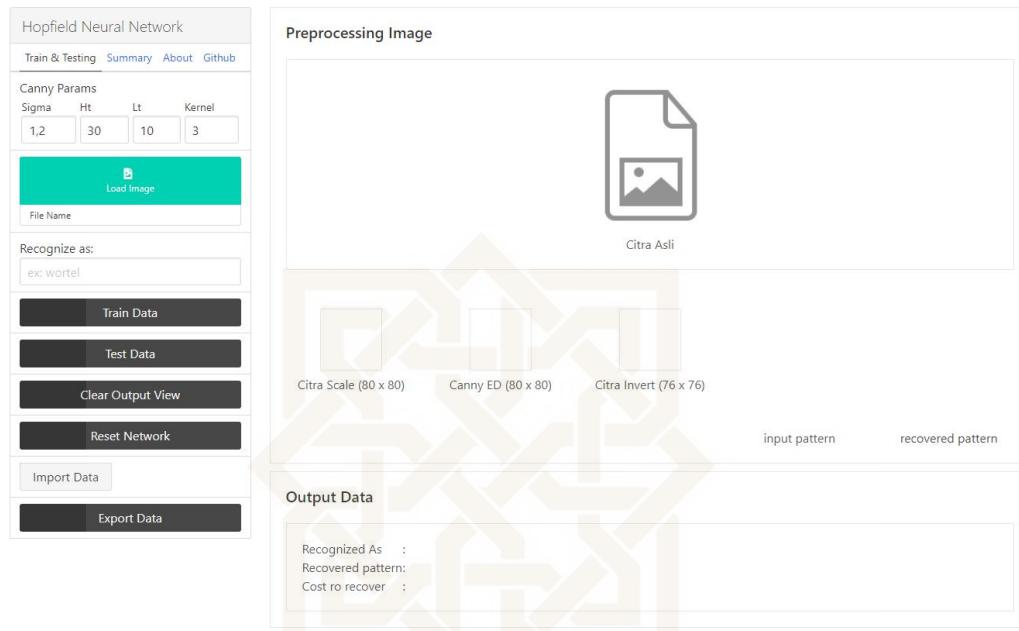
369.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 40 %	-
370.		51.40 %	303	7	<i>Corrupt</i> 40 %	Tomat
371.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 40 %	-
372.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 50 %	-
373.		51.24 %	395	7	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi putih
374.		54.48 %	411	7	<i>Corrupt</i> 50 %	Sawi
375.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 50 %	-
376.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 50 %	-
377.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 50 %	-

378.		0 %	0	7	<i>Corrupt</i> 50 %	-
379.		0 %	0	7	covered	-
380.		51.24 %	774	7	covered	Sawi putih
381.		54.48 %	666	7	covered	Sawi
382.		0 %	0	7	covered	-
383.		0 %	0	7	covered	-
384.		51.40 %	565	7	covered	Tomat
385.		0 %	0	7	covered	-
386.		0 %	0	7	noised	-

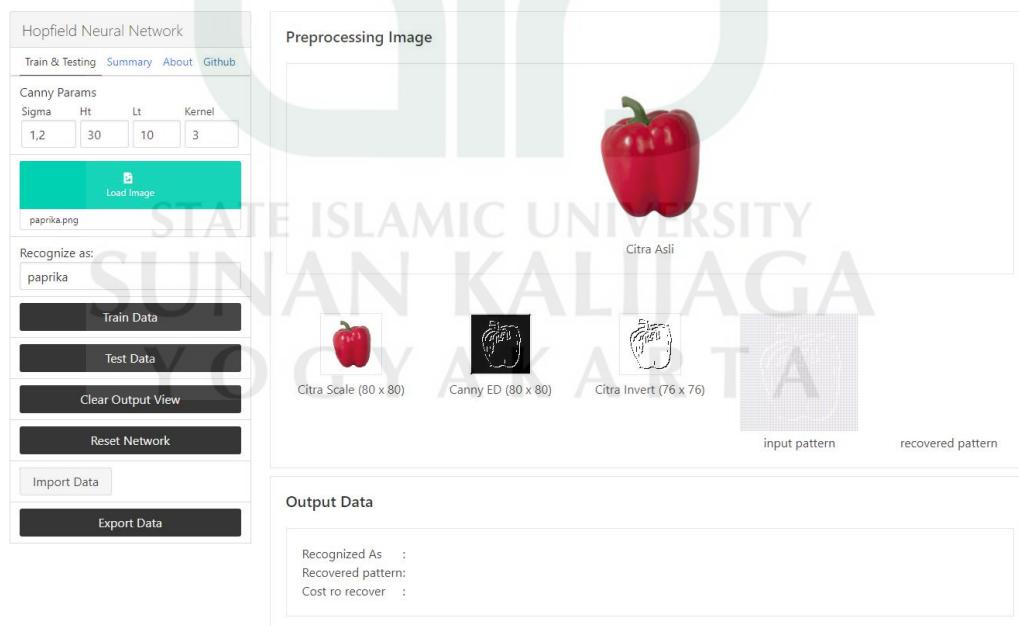
387.		88.77 %	1126	7	noised	Sawi putih
388.		54.48 %	1436	7	noised	Sawi
389.		0 %	0	7	noised	-
390.		0 %	0	7	noised	-
391.		51.40 %	1061	7	noised	Tomat
392.		0 %	0	7	noised	-

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

LAMPIRAN D: TAMPILAN APLIKASI



Tampilan awal pada aplikasi



Tampilan ekstraksi fitur pada aplikasi

Hopfield Neural Network

Train & Testing Summary About Github

Canny Params

Sigma	Ht	Lt	Kernel
1,2	30	10	3

 Load Image
paprika.png

Recognize as:
paprika

Train Data
Test Data
Clear Output View
Reset Network

Import Data
Export Data

Preprocessing Image



Citra Asli



Citra Scale (80 x 80)



Canny ED (80 x 80)



Citra Invert (76 x 76)



input pattern



recovered pattern

Output Data

Recognized As : paprika
 Recovered pattern: 100% dari 371 titik bernilai 1.
 Cost to recover : 5405 x updates

Tampilan hasil uji aplikasi



LAMPIRAN E: KODE SUMBER

File canny.js

Kode Sumber Fitur ekstraksi Deteksi tepi Canny

```
//gaussian blur
CannyJS.gaussianBlur = function(imgData, sigmma, size) {
    var copy, kernel;
    if (sigmma == null) {
        sigmma = 1.4;
    }
    if (size == null) {
        size = 3;
    }
    kernel = CannyJS.generateKernel(sigmma, size);
    copy = imgData.copy();
    copy.fill(0);
    imgData.eachPixel(size, function(x, y, current, neighbors) {
        var i, j, _results;
        i = 0;
        _results = [];
        while (i <= size - 1) {
            j = 0;
            while (j <= size - 1) {
                copy.data[x][y] += neighbors[i][j] * kernel[i][j];
                j++;
            }
            _results.push(i++);
        }
        return _results;
    });
    return copy;
};
```

File canny.js

Kode Sumber Fitur ekstraksi Deteksi tepi Canny

```
CannyJS.sobel = function(imgData) {
    var copy, xFiler, yFiler;
    yFiler = [[-1, 0, 1], [-2, 0, 2], [-1, 0, 1]];
    xFiler = [[-1, -2, -1], [0, 0, 0], [1, 2, 1]];
    copy = imgData.copy();
    copy.fill(0);
    imgData.eachPixel(3, function(x, y, current, neighbors) {
        var ghs, gvs, i, j, _i, _j;
        ghs = 0;
        gvs = 0;
        for (_i = _i = 0; _i <= 2; i = ++_i) {
            for (_j = _j = 0; _j <= 2; j = ++_j) {
                ghs += yFiler[i][j] * neighbors[i][j];
                gvs += xFiler[i][j] * neighbors[i][j];
            }
        }
        return copy.data[x][y] = Math.sqrt(ghs * ghs + gvs * gvs);
    });
    return copy;
};
```

File canny.js

Kode Sumber Fitur ekstraksi Deteksi tepi Canny

```
CannyJS.nonMaximumSuppression = function(imgData) {  
    var copy;  
    copy = imgData.copy();  
    copy.fill(0);  
    imgData.eachPixel(3, function(x, y, c, n) {  
        if (n[1][1] > n[0][1] && n[1][1] > n[2][1]) {  
            copy.data[x][y] = n[1][1];  
        } else {  
            copy.data[x][y] = 0;  
        }  
        if (n[1][1] > n[0][2] && n[1][1] > n[2][0]) {  
            copy.data[x][y] = n[1][1];  
        } else {  
            copy.data[x][y] = 0;  
        }  
        if (n[1][1] > n[1][0] && n[1][1] > n[1][2]) {  
            copy.data[x][y] = n[1][1];  
        } else {  
            copy.data[x][y] = 0;  
        }  
        if (n[1][1] > n[0][0] && n[1][1] > n[2][2]) {  
            return copy.data[x][y] = n[1][1];  
        } else {  
            return copy.data[x][y] = 0;  
        }  
    });  
    return copy;  
};
```



File canny.js

Kode Sumber Fitur ekstraksi Deteksi tepi Canny

```
CannyJS.hysteresis = function(imgData, ht, lt) {
    var copy, isCandidate, isStrong, isWeak, traverseEdge;
    copy = imgData.copy();
    isStrong = function(edge) {
        return edge > ht;
    };
    isCandidate = function(edge) {
        return edge <= ht && edge >= lt;
    };
    isWeak = function(edge) {
        return edge < lt;
    };
    imgData.eachPixel(3, function(x, y, current, neighbors) {
        if (isStrong(current)) {
            return copy.data[x][y] = 255;
        } else if (isWeak(current) || isCandidate(current)) {
            return copy.data[x][y] = 0;
        }
    });
    traverseEdge = function(x, y) {
        var i, j, neighbors, _i, _results;
        if (x === 0 || y === 0 || x === imgData.width - 1 || y === imgData.height - 1) {
            return;
        }
        if (isStrong(copy.data[x][y])) {
            neighbors = copy.getNeighbors(x, y, 3);
            _results = [];
            for (i = _i = 0; _i <= 2; i = ++_i) {
                _results.push((function() {
                    var _j, _results1;
                    _results1 = [];
                    for (j = _j = 0; _j <= 2; j = ++_j) {
                        if (isCandidate(neighbors[i][j])) {
                            copy.data[x - 1 + i][y - 1 + j] = 255;
                            _results1.push(traverseEdge(x - 1 + i, y - 1 + j));
                        } else {
                            _results1.push(void 0);
                        }
                    }
                    return _results1;
                })());
            }
            return _results;
        }
    };
    copy.eachPixel(3, function(x, y) {
        return traverseEdge(x, y);
    });
    copy.eachPixel(1, function(x, y, current) {
        if (!isStrong(current)) {
            return copy.data[x][y] = 0;
        }
    });
    return copy;
};
```

File canny.js

Kode Sumber Fitur ekstraksi Deteksi tepi Canny

```
CannyJS.canny = function(canvas, ht, lt, sigmma, kernelSize, filter) {
    var blur, imgData, nms, sobel;
    if (ht == null) {
        ht = 100;
    }
    if (lt == null) {
        lt = 50;
    }
    if (sigmma == null) {
        sigmma = 1.4;
    }
    if (kernelSize == null) {
        kernelSize = 3;
    }
    if (filter == null) {
        filter = "sobel"
    }
    imgData = new GrayImageData(canvas.width, canvas.height);
    imgData.loadCanvas(canvas);
    blur = CannyJS.gaussianBlur(imgData, sigmma, kernelSize);
    switch (filter) {
        case "sobel":
            filOpt = CannyJS.sobel(blur);
            break;
        case "robert":
            filOpt = CannyJS.robert(blur);
            break;
        case "prewitt":
            filOpt = CannyJS.prewitt(blur);
            break;
        default:
            filOpt = CannyJS.sobel(blur);
            break;
    }
    nms = CannyJS.nonMaximumSuppression(filOpt);
    return CannyJS.hysteresis(nms, ht, lt);
};
```

File hopfield.js

Kode Sumber Pelatihan Data

```
HopfieldNetwork.prototype.addPattern = function(patternArray) {
    if(typeof patternArray === 'undefined' ||
       patternArray === null ||
       patternArray.length !== this.nodeNum) { // Check if the
pattern is ok
        throw "Bad Pattern!";
    }
    var newPattern = [];// The transposed pattern to add the node weights
    for (var i = 0; i < patternArray.length; i++) {
        // Calculate the transpose for the node i
        for (var j = 0; j < patternArray.length; j++) {
            newPattern[j] = patternArray[i] * patternArray[j];
            if (i === j)
                newPattern[j] = 0;
        }
        this.nodes[i].addTransposedPattern(newPattern);
    }
}
```

File hopfield.js

Kode Sumber Pengujian Data

```
HopfieldNetwork.prototype.recover = function() {
    var nodeChanged = true;
    var activations = this.getActivations();
    this.costToRecover = 0;
    while (nodeChanged) {
        nodeChanged = false; // reset nodeChanged each loop
        var nodeOrder = this.nodes.slice(0); // nodes copy
        // loop through all the nodes in the network randomly
        while (nodeOrder.length != 0) {
            var ri = Math.floor(Math.random() * nodeOrder.length);
            var node = nodeOrder[ri];
            var act = node.calculateActivation(activations);
            nodeOrder.splice(ri, 1); // remove the node
            if (act !== activations[node.index]) {
                nodeChanged = true;
                activations[node.index] = act;
                this.costToRecover++;
            }
        }
    }
    return activations;
}
```

CURRICULUM VITAE

A. Biodata Pribadi

Nama Lengkap : Iqbal Adi Nurmansyah
Jenis Kelamin : Laki-laki
Tempat, Tanggal Lahir : Kebumen, 15 April 1996
Alamat : Kebumen, Jawa Tengah
Alamat Sekarang : Yogyakarta
Email : iqbaladinur@gmail.com
Nomor : +6281806265356



B. Latar Belakang Pendidikan Formal

Jenjang Pendidikan	Nama Sekolah	Tahun
SD	MI W Purwosari	2008
SMP	SMP N 1 Ayah	2011
SMA	SMA N 1 Rowokele	2014
S1	UIN Sunan Kalijaga	2018

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA