



TESIS - TE 142599

KLASIFIKASI KEKURANGAN UNSUR HARA N,P,K TANAMAN KEDELAI BERDASARKAN FITUR DAUN MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

M. SYAHRUL MUNIR
2210205209

DOSEN PEMBIMBING

Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016



THESIS - TE 142599

CLASSIFICATION NUTRIENT N, P, K SOYBEAN CROP LEAVES UNDER THE FEATURES USING NEURAL NETWORK

M. SYAHRUL MUNIR
2210205209

SUPERVISORS

Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.


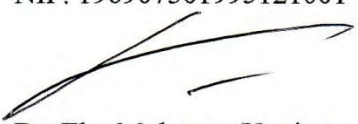

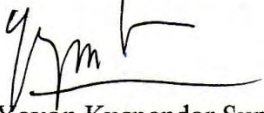
MASTER PROGRAM
INTELLIGENT NETWORKING OF MULTIMEDIA
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
INSTITUTE TECHNOLOGY OF SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T.)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
Moch. Syahrul Munir
NRP. 2210205209


Tanggal Ujian : 12 Nopember 2015
Periode Wisuda : Maret 2016

Disetujui Oleh :

- 
1. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. (Pembimbing I)
NIP. 196907301995121001
- 
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT. (Pembimbing II)
NIP. 196806011995121009
- 
3. Dr. Supeno Mardj Susiki N, S.T., M.T. (Penguji)
NIP. 197003131995121001
- 
4. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc. (Penguji)
NIP. 195409251978031001



Direktur Program Pasca Sarjana


Prof. H. Djauhar Manfaat, M.Sc, Ph.D
NIP. 196012011987011001

Klasifikasi Kekurangan Unsur Hara N,P,K Tanaman Kedelai Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

Nama mahasiswa : M. Syahrul Munir
NRP : 2210205209
Pembimbing I : Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT.
Pembimbing II : Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

ABSTRAK

Pertumbuhan tanaman kedelai dipengaruhi oleh hama, penyakit dan unsur hara. Kekurangan unsur hara tersebut dapat diketahui dari gejala-gejala yang ditimbulkannya, akan tetapi untuk mengetahui secara tepat jenis unsur hara yang menyerang kedelai tersebut, memerlukan seorang pakar/ahli pertanian. Otomatisasi yang dibuat dalam penelitian ini adalah melakukan klasifikasi jenis kekurangan unsur hara primer berdasarkan tekstur daun.

Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) pada fitur tekstur daun yang kekurangan unsur hara primer antara lain K (Kalium), N (Nitrogen) dan P (Pospor). Karena daun kedelai umumnya berwarna hijau, maka fitur warna tekstur yang digunakan adalah fitur warna green dari bagian RGB (Red, Green, Blue). Fitur tekstur yang digunakan dalam penelitian adalah : contrast, correlation, energy dan homogeneity. Klasifikasi dilakukan pada tiga jenis kekurangan unsur hara primer menggunakan 23 sampel daun yang kekurangan unsur N, 23 sampel daun yang kekurangan unsur P dan 23 sampel daun yang kekurangan unsur K.

Keywords : *Klasifikasi, Jaringan Saraf Tiruan, Unsur Hara, Kedelai*

CLASSIFICATION NUTRIENT N, P, K SOYBEAN CROP LEAVES UNDER THE FEATURES USING NEURAL NETWORK

Name : M. Syahrul Munir
Nrp : 2210205209
Supervisor : Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT.
Co-Supervisor : Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

ABSTRACT

Soybean plant growth is affected by pests, disease and Nutrient Elements. Nutrient elements deficiencies can be discovered from the symptoms caused, but to discover it appropriately the kind of nutrient element that attack the soybean plant, needs an agricultural experts. Automation made in this study is to classify the type of primary nutrient elements deficiency based on leaf texture.

Classification used in this study is Neural Network Backpropagation method on leaf texture features that lack of Primary Nutrient Elements among other is K (Kalium), N (Nitrogen) and P (Pospor). Because the soybean's leaves are generally green, so color texture features which be used is the green color of the features from RGB color's section (Red, Green, Blue). Texture's features used in this study is : the average intensity, contrast, correlation, energy, homogeneity. Classification carried out on three primary types of nutrient deficiency using 23 samples of leaves that lack N elements, 23 leaf samples that lack P elements and 23 samples of leaves that lack K elements.

Keywords : *Classification, Neural Network, Nutrient Elements, Soybeans*

KATA PENGANTAR

Segala puji kehadiran Allah SWT karena hanya dengan rahmat dan hidayah-Nya, penyusunan tesis dengan judul “KLASIFIKASI KEKURANGAN UNSUR HARA N,P,K TANAMAN KEDELAI BERDASARKAN FITUR DAUN MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN” ini dapat berjalan dengan lancar dan tepat waktu. Tesis ini disusun guna memenuhi persyaratan untuk memperoleh gelar Magister Teknik (MT) pada Bidang Keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Program Studi Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya. Penulis memahami bahwa penyusunan tesis ini tidak lepas dari bantuan dari banyak pihak, oleh karena itu penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu proses penyusunan tesis ini, diantaranya:

1. Bapak Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT. selaku pembimbing I yang telah banyak meluangkan waktu untuk memberi motivasi, masukan dan bimbingan yang sangat berguna kepada penulis.
2. Bapak Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT. selaku pembimbing II yang telah banyak meluangkan waktu dan selalu sabar untuk memberi motivasi, masukan dan bimbingan yang sangat berguna kepada penulis.
3. Bapak Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST., M.T selaku Koordinator Bidang Jaringan Cerdas Multimedia, dan juga dosen penulis yang telah banyak memberi motivasi dan masukan selama penulis menempuh pendidikan magister di Teknik Elektro ITS.
4. Bapak Dr. Ir Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc selaku dosen wali penulis yang telah menjadi sosok seorang ayah yang luar biasa dalam memberikan ilmunya.
5. Dosen - dosen Bidang Jaringan Cerdas Multimedia (JCM), Bapak Prof.Hery Mauridhi Purnomo, M.Eng, Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc., Muhtadin, ST., MT., Ahmad Zaini, ST., M.Sc., Dr. Adhi Dharma Wibawa, Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc., Ir. Stevanus Hardiristanto, MT.,

Christyowidiasmoro, ST.,MT. yang telah banyak memberikan ilmu kepada penulis selama menempuh pendidikan Magister di Teknik Elektro ITS.

6. Ibunda Hj.Choirun Nisak dan ayahanda H.Nanang Prihantoro yang telah memberikan kasih sayang serta motivasi, dukungan dan doa kepada penulis dan juga kepada adik-adik tersayang dan tercinta farin, nahdia, falah yang selalu memarahi penulis dalam penyusunan thesis, serta seluruh keluarga besar penulis yang ada di Sidoarjo-Surabaya.
7. Terima kasih kepada teman - teman seperjuangan JCM Teknik ELEktro ITS se-angkatan 2010mas ali, mas jarot, mbak tyas, mas sugi, mas wisnu, mas iksan dan wabil khusus mas fanani dan mbak ika yang sudah lulus duluan dan Syukur Alhamdulillah penulis juga bisa menyusul meski tak tepat waktu.
8. Teman-teman SPDC-surabaya : Pak gede, hesty, elya, eva, sugiarto yang sudah sabar untuk mendorong penulis lekas lulus.
9. Teman-teman dosen UPN : pak budi, bu intan, bu fatty, pak wahyu, pak ajun, pak aji yang selalu men support penulis untuk menyelesaikan thesis ini.
10. The last and the best untuk kekasihku putu dennie's laura yang selalu memarahi, menyayangi dan memotivasi penulis.
11. Terima kasih yang sebesar-besarnya kepada DIKTI yang telah memberi saya Beasiswa BPPS Dalam Menempuh Pendidikan Magister.
12. Dan juga pihak - pihak lain yang telah banyak membantu penulis yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penyusunan tesis ini. Saran dan kritik yang membangun dari para pembaca sangat penulis hargai agar dapat dilakukan perbaikan di waktu yang akan datang. Selain itu, penulis mengharapkan akan ada mahasiswa lain yang akan melanjutkan penelitian ini sehingga didapatkan hasil yang lebih bagus lagi.

Surabaya, 8 Juni 2015

Penulis,

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN.....	i
Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar	ii
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
Daftar Tabel	xiii
BAB I	1
PENDAHULUAN	1
1.1 LatarBelakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Kontribusi Penelitian.....	3
BAB 2	5
KAJIAN PUSTAKA.....	5
2.1 Unsur Hara Dan Fungsinya Pada Tanaman Kedelai.....	5
2.1.1. Unsur Hara Makro Primer.....	6
2.1.2. Unsur Hara Makro Sekunder	7
2.2. Ekstraksi Fitur	9
2.2.1 Citra Digital.....	9
2.2.2 Konversi	10
2.2.3 Tekstur Citra.....	15
2.3. Jaringan Saraf Tiruan (JST) <i>Backpropagation</i>	22
BAB 3	31

METODE PENELITIAN.....	31
3.1 Penyiapan data	31
3.1.1 Data sampel.....	35
3.2. Metodologi	37
3.3. Pre processing	38
3.4. Ekstraksi fitur	38
3.5 Klasifikasi	40
BAB 4	43
HASIL DAN PEMBAHASAN.....	43
4.1. Hasil Penyiapan Data	43
4.1.1. Data Penyiapan Ciri-Ciri.....	43
4.2 Hasil Preprocessing.....	46
4.3 Ekstraksi Fitur	49
4.4 Hasil Klasifikasi	51
4.4.1. Hasil Neural Network	51
BAB 5	68
KESIMPULAN DAN SARAN.....	68
5.1. Kesimpulan	68
5.2. Saran.....	68
DAFTAR PUSTAKA	70

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Warna RGB dari Ruang Berdimensi 3	11
Gambar 2.2: Contoh Hasil Konversi RGB ke Grey scale. (a) Citra RGB (b) Citra Grey Scale	12
Gambar 2.3 Pemodelan HSV dan HLS	14
Gambar 2.4: Contoh Hasil Konversi RGB ke HSV. (a) Citra RGB, (b) Citra HSV	14
Gambar 2.5. Contoh matriks citra dengan tiga tingkat keabuan (i)(ii)(iii)(iv), hasil kookurensi pada jarak $d=1$ (a) arah 0° , (b) arah 45° , (c) arah 90° , (d) arah 135°	18
Gambar 2.6. Contoh matriks citra dengan empat derajat keabuan (0-3)	20
Gambar 2.7. Hasil matriks GLRL pada empat arah pencarian (a) 0° ; (b) 45° ; (c) 90° ; (d) 135°	21
Gambar 2.8. Lapisan dan aliran sinyal	24
Gambar 3.1. Diagram pengambilan citra daun kedelai	32
Gambar 3.2. Pengambilan data uji lahan lapang	33
Gambar 3.3. Pengambilan data training lahan greenhouse	33
Gambar 3.4. Pertumbuhan tunas sebelum siap tanam	34
Gambar 3.5. Perpindahan tunas pada tabulasi pot	34
Gambar 3.6. Pupuk kcl dan tsp	36
Gambar 3.7. Media yang digunakan	36
Gambar 3.8. Blok diagram pengambilan sampel	37
Gambar 3.9. Blok diagram desain system	39
Gambar 3.10 Citra daun pada kanal green	41
Gambar 3.11 Model pelatihan <i>backpropagation</i>	43
Gambar 4.1 Cropping gambar (a) citra awal (b) citra akhir	46
Gambar 4.2 Citra daun kekurangan nitrogen	47
Gambar 4.3 Citra daun kekurangan phosphor	47
Gambar 4.4 Citra daun kekurangan kalium	48

Gambar 4.5 pre processing unsur hara nitrogen (a) Citra daun asal sebelum dilakukan filter (b) Hasil kanal green.....	49
Gambar 4.6 pre processing unsur hara phosphor (a) Citra daun asal sebelum dilakukan filter (b) Hasil RGB kanal green	50
Gambar 4.7 pre processing unsur hara kalium (a) Citra daun asal sebelum dilakukan filter (b) Hasil RGB kanal green	50
Gambar 4.8 Grafik kesesuaian hara pada kedelai pada hidden layer 50.....	56
Gambar 4.9 Grafik kesesuaian hara pada kedelai hidden layer 60	58
Gambar 4.10 Grafik kesesuaian hara pada kedelai hidden layer 70	61
Gambar 4.11 Grafik kesesuaian hara pada kedelai HL 80.....	64
Gambar 4.12 Grafik kesesuaian hara pada kedelai HL 90.....	66
Gambar 4.13 Grafik kesesuaian hara pada kedelai HL 100.....	69
Gambar 4.14 grafik perubahan pada hiddenlayer	69

Daftar Tabel

Tabel 2.1. Gejala Kekurangan Unsur Hara	8
Tabel 2.2: Warna dan Nilai Penyusun Warna	10
Tabel 3.1. Komposisi pupuk	35
Tabel 3.2. Contoh hasil pengambilan citra daun kedelai.	37
Tabel 3.3. Analisa tekstur daun.....	41
Tabel 4.1 Nilai GLCM unsur hara kedelai.....	51
Tabel 4.2 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hidden layer 50	54
Tabel 4.3 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 60	56
Tabel 4.4 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 70	59
Tabel 4.5 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 80	61
Tabel 4.6 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 90	64
Tabel 4.7 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 100	67

BAB I PENDAHULUAN

1.1 LatarBelakang

Kedelai (*Glycine max L. Merrill*) telah ditanam di Indonesia sejak awal abad ke 18 dan kemungkinan diperkenalkan oleh imigran dari dataran Cina. Areal produksi kedelai yang sebelumnya terbatas di Jawa dan Bali sejak tahun 1950 menyebar ke pulau-pulau lain termasuk Sumatra, Kalimantan, Sulawesi, dan kepulauan Indonesia timur. Sampai 1974 permintaan kedelai dapat dipenuhi oleh produksi dalam negeri. Akan tetapi, sejak tahun 1975 konsumsi produk-produk kedelai mulai meningkat secara nyata. Meningkatnya jumlah penduduk menyebabkan semakin bertambah kebutuhan akan sumber protein murah dalam menu sehari-hari (Adisarwanto, 2007).

Pada Pertumbuhannya tanaman kedelai umumnya tumbuh tegak, berbentuk semak dan merupakan tanaman semusim. Morfologi tanaman kedelai menurut (Adisarwanto, 2007) didukung oleh komponen utamanya yaitu akar, daun, batang, bunga, dan biji sehingga pertumbuhannya dapat maksimal. Disamping kondisi fisik atau jenis tanah yang berpengaruh terhadap pertumbuhan kacang kedelai, faktor lain yang sangat penting untuk diperhatikan adalah kesuburan tanah. Tingkat kesuburan tanah dipengaruhi oleh kandungan atau kecukupan unsur hara dalam tanah (S, 1995). Seperti halnya tanaman lain, menurut (Adisarwanto, 2007) kacang kedelai pun memerlukan unsur hara makro dan mikro. Unsur hara makro antara lain karbon (C), hidrogen (H), oksigen (O), nitrogen (N), fosfor (P), kalsium (Ca), kalium (K), magnesium (Mg), dan sulfur (S). sementara unsur hara mikro anatara lain besi (Fe), mangan (Mn), tembaga (Cu), seng (Zn), molybdenum (Mo), boron (B), dan klor (Cl). Manfaat pupuk yang paling banyak dirasakan adalah menyediakan unsur hara yang diperlukan bagi tanaman. Selain menyediakan unsur hara, pemupukan juga membantu mencegah kehilangan unsur hara yang cepat hilang seperti N, P, dan K yang mudah hilang oleh penguapan atau oleh air perkolasi. Pemberian pupuk juga membantu penyerapan unsur hara. Hal ini sangat penting, karena unsur hara berperan dalam pertumbuhan tanaman. Tiga unsur hara

yang diperlukan dalam jumlah besar adalah nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K).

Dari penjelasan diatas, petani yang masih konvensional tidak tahu banyak tentang pertumbuhan tanaman kedelai, kekurangan unsur-unsur diatas yang sering terjadi, sehingga kerugian yang terjadi akibat kekurangan unsur hara pada tanaman, yang terlambat untuk di diagnosis dan sudah mencapai tahap yang parah dan menyebabkan terjadinya gagal panen. Sebenarnya setiap kekurangan unsur hara pada tanaman tersebut sebelum mencapai tahap yang lebih parah dan meluas umumnya menunjukkan gejala-gejala kekurangan unsur hara yang diderita tetapi masih dalam tahap yang ringan dan masih sedikit. Tetapi petani sering mengabaikan hal ini karena ketidaktahuannya dan menganggap gejala tersebut sudah biasa terjadi pada masa tanam, sampai suatu saat timbul gejala yang sangat parah dan meluas, sehingga sudah terlambat untuk dikendalikan. Padahal menurut bentuk morfologi tanaman daun merupakan suatu bagian dari tumbuhan yang penting dan pada umumnya tiap tumbuhan memiliki sejumlah besar daun.

Ahli pertanian dalam hal ini mempunyai kemampuan untuk menganalisa kekurangan unsur hara pada pertumbuhan tanaman kedelai, tetapi untuk mengatasi semua persoalan yang dihadapi petani terkendala oleh waktu dan banyaknya petani yang mempunyai masalah dengan tanamannya. Oleh karena itu, sistem otomatis identifikasi kekurangan unsur hara pada tanaman kedelai ini diperlukan.

1.2 Perumusan Masalah

Penelitian yang berkaitan secara otomatis terhadap pengolahan citra gambar pada tanaman kedelai hampir dikatakan belum ada, penelitian-penelitian terdahulu adalah menggunakan sistem pakar, tetapi penelitian yang serupa *Support Vector Machine For Recognition Of Cucumber Leaf Diseases* (Jian & Wei, 2010) mengkaji tentang identifikasi penyakit pada daun tanaman ketimun, menggunakan algoritma *Support Vector Machine*.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini meliputi :

- a. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset dari hasil penanaman kedelai jenis arjuna, dengan perlakuan minus-one-test dan two-minus-test.
- b. Perlakuan pengambilan data dilakukan dengan 2 cara, penanaman lapang dan penanaman greenhouse dengan jumlah data daun kedelai sebanyak 69 daun terdiri dari 48 sebagai data training dan 21 data sebagai data testing.
- c. Dalam penelitian ini hanya mengidentifikasi kekurangan unsur hara *nitrogen*, unsur hara *phosphor*, dan unsur hara *kalium*.
- d. Atribut dalam database/dataset yang digunakan dalam penelitian akan digunakan sebanyak 7.
- e. Identifikasi kekurangan unsur hara menggunakan *neural network backpropagation*.

1.4 Tujuan Penelitian

Melakukan klasifikasi tanaman kedelai dilihat dari warna daun dan kekurangan unsur haranya dengan menerapkan *JST*. Sebagai inputan sistem digunakan fitur *green* pada warna *RGB*, algoritma ekstraksi fitur menggunakan *GLCM*, dan *neural network backpropagation* sebagai pengolahan klasifikasi.

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi dari penelitian ini adalah diharapkan mempunyai keunggulan dalam kemudahan pemakaian. Karena dengan fitur ini pengguna nantinya dapat menggunakan sistem ini sebagai alat bantu untuk meng-identifikasi kekurangan unsur hara secara cepat dan akurat, serta mengatasi persoalan keterbatasan jumlah pakar pertanian



<Halaman ini sengaja dikosongkan>

BAB 2 KAJIAN PUSTAKA

2.1 Unsur Hara Dan Fungsinya Pada Tanaman Kedelai

Tanaman kedelai dapat tumbuh baik jika drainase dan aerasi tanah baik, untuk dapat tumbuh subur kedelai menghendaki tanah yang subur, gembur, serta kaya akan bahan organik. Pada akar terdapat bintil-bintil akar yang berkoloni dari bakteri *Rhizobium japonicum* yang terbentuk di akar, yang dapat mengikat N, bersimbiosa dengan tanaman. Tanah yang dapat ditanami kedelai memiliki air dan hara tanaman untuk pertumbuhannya cukup. Serapan unsur P oleh tanaman juga dipengaruhi oleh adanya unsur N. Pemberian unsur P yang dikombinasikan dengan N dapat meningkatkan serapan P oleh tanaman. Tanaman kedelai memerlukan unsur P dalam setiap masa pertumbuhannya. Tanaman lebih banyak menyerap H_2PO_4 dibandingkan HPO_4 dan PO_4 . Fosfat didalam tanah mudah tersedia pada pH tanah antara 5,5 – 7,0 jika pH tanah berada diatas atau dibawah kisaran tersebut maka serapan P oleh tanaman akan menyusut.

Status hara tanaman kedelai dan tanah di dalam bertanam kedelai erat kaitannya dengan tingkat hasil tanaman yang dapat dinilai dan digambarkan. Periode penggunaan P terbesar atau dibutuhkan dalam jumlah yang lebih banyak pada kedelai adalah dimulai pada pembentukan polong sampai kira-kira 10 hari biji berkembang penuh. Hal ini disebabkan karena P banyak terdapat didalam sel-sel tanaman.

Keadaan ini berhubungan dengan fungsi dari P dalam metabolisme sel. Fosfat dapat pula dikatakan menstimulir pertumbuhan dan perkembangan perakaran tanaman. Unsur hara yang akan diserap oleh akar ditentukan oleh semua faktor yang mempengaruhi ketersediaan unsur hara sampai unsur hara tersebut berada di permukaan akar sehingga mempengaruhi pertumbuhan dan perkembangan serta hasil tanaman.

Pemberian pupuk pada pertanian intensif juga harus memperhatikan hukum penambahan hasil yang berkurang (*The Law of Determinishing Return*) yang dapat diartikan bahwa apabila penggunaan pupuk dalam jumlah besar meningkatkan hasil

pertanian, sampai pada suatu kondisi dimana penambahan pupuk tidak lagi mampu meningkatkan hasil pertanian seperti sebelumnya.

2.1.1. Unsur Hara Makro Primer.

2.1.1.1. Nitrogen (N)

Nitrogen merupakan salah Satu unsur hara yang sangat penting dan diperlukan dalam jumlah besar . tanaman menyerap unsur ini dalam bentuk ion nitrat (NO_3^-) dan ion ammonium (NH_4^+).



Unsur ini secara langsung berperan dalam pembentukan protein, memacu pertumbuhan tanaman secara umum terutama pada fase vegetatif, berperan dalam pembentukan klorofil, asam amino, lemak enzim dan persenyawaan lain.

Gejala kekurangan unsur N pertumbuhan tanaman lambat dan kerdil, mula-mula daun menguning dan mengering lalu daun akan rontok dimana daun yang menguning diawali dari daun bagian bawah, lalu disusul daun bagian atas.

didalam tubuh tanaman nitrogen bersifat dinamis sehingga jika terjadi kekurangan nitrogen pada bagian pucuk nitrogen yang tersimpan pada daun tua akan dipindahkan ke organ yang lebih muda, dengan demikian pada daun-daun yang lebih tua gejala kekurangan nitrogen akan terlihat lebih awal.

2.1.1.2. Fosfor (P)

Fosfor merupakan unsur makro yang menyusun komponen setiap sel hidup, fosfor dalam tumbuhan sangat membantu pembentukan protein dan mineral yang sangat penting bagi tanaman, merangsang pembentukan bunga, buah, dan biji. Bahkan mampu mempercepat pemasakan buah dan membuat biji lebih berbobot. Bertugas mengedarkan energi keseluruh bagian tanaman , merangsang pertumbuhan dan perkembangan akar.

Gejala kekurangan fosfor pada tanaman mengakibatkan pertumbuhan terhambat atau kerdil dan daun menjadi hijau tua, tanaman tidak menghasilkan bunga dan buah, jika sudah terlanjur berbuah ukurannya kecil, jelek dan cepat matang.

2.1.1.3. Kalium (K)

Kalium merupakan unsur makro seperti nitrogen dan fosfor, kalium berperan penting dalam fotosintesis, karena secara langsung meningkatkan pertumbuhan dan luas daun. Disamping itu kalium dapat meningkatkan pengambilan karbondioksida, memindahkan gula pada pembentukan pati dan protein, membantu proses membuka dan menutup stomata, kapasitas menyimpan air, memperluas pertumbuhan akar, meningkatkan ketahanan tanaman terhadap serangan hama dan penyakit, memperkuat tubuh tanaman supaya daun bunga dan buah tidak gampang rontok

Memperbaiki ukuran dan kualitas buah pada masa generatif/menambah rasa manis pada buah, mensuplai karbohidrat yang banyak terutama pada tanaman umbi-umbian.

Gejala kekurangan unsur hara ini pertumbuhan terhambat, batang kurang kuat dan mudah patah, biji buah menjadi kisut, daun mengerut/kriting timbul bercak-bercak merah coklat lalu kering dan mati.

2.1.2. Unsur Hara Makro Sekunder

2.1.2.1. Sulfur (S)

Tanaman menyerap sulfur dalam bentuk ion sulfat (SO_4)-2 karena bermuatan negatif, ion sulfat mudah hilang dari daerah perakaran karena tercuci oleh aliran air, khususnya pada tanah yang berpasir. Maka pemberian yang efektif sulfur diberikan lewat pupuk daun..

Sulfur sangat berperan dalam pembentukan klorofil dan meningkatkan ketahanan tanaman terhadap serangan jamur. Sulfur juga membentuk senyawa minyak yang menghasilkan aroma seperti pada jenis bawang dan cabe.. Pada tanaman kacang sulfur merangsang pembentukan bintil akar didalam tanah, sulfur berperan untuk menurunkan PH tanah alkali.

Gejala kekurangan sulfur pada tanaman mirip dengan gejala kekurangan nitrogen. Misalnya daun muda berwarna hijau muda hingga kuning merata, tanaman kurus dan kerdil atau perkembangannya sangat lambat.

2.1.2.2. *Magnesium (Mg)*

Magnesium diserap tanaman dalam bentuk ion Mg^{2+} dan merupakan satu-satunya mineral penyusun klorofil. Sebagai regulator/pengatur dalam penyerapan unsur lain seperti P dan K, Merangsang pembentukan senyawa lemak dan minyak, membantu translokasi pati dan distribusi fosfor didalam tanaman, serta aktifator berbagai jenis enzim tanaman.

Gejala kekurangan magnesium dapat menghambat sintesis protein dan mengakibatkan daun menjadi pucat (klorosis)

Tabel 2.1. Gejala Kekurangan Unsur Hara
(Suhartina, Purwantoro, Taufiq, & Nugrahaeni, 2013)

NO	Unsur	Sumber	Fungsi	Gejala kekurangan
1	Nitrogen (N)	Urea ($CO(NH_2)_2$) dan pupuk Za ($(NH_4)_2SO_4$)	Member warna hijau pada daun dan membantu perkembangan biakan vegetatif	Daun menguning
2	Fosfor (P)	Pupuk kandang dan pupuk TSP ($Ca(H_2PO_4)_2$)	Merangsang pertumbuhan akar, khususnya akar benih/tanaman muda. Mempercepat serta memperkuat pertumbuhan tanaman muda menjadi tanaman dewasa dan menaikkan prosentase bunga menjadi buah/biji.	Kemunduran pertumbuhan dan hasil, daun mengecil, warna daun seperti perunggu dan gugur lebih cepat, kulit buah kasar, tebal, warna lebih tua, tidak berair, rasanya sangat asam . Unsure P sering terjadi pada tanah-

				tua yang tua, tanah berpasir, dan gambut.
3	Kalium (K)	Pupuk KCL	Berfungsi sebagai buffer anion dan stabilitas pH.	Pertumbuhan tanaman lambat dan mati cabang. -Daun mengecil berwarna kekuningan terus berwarna perunggu pada 1/2 bagian luar daun.

2.2. Ekstraksi Fitur

2.2.1 Citra Digital

Citra digital dibentuk oleh kumpulan titik yang dinamakan piksel (picture element). Setiap piksel digambarkan sebagai satu kotak kecil dan mempunyai koordinat posisi (Kadir, Abdul, & Susanto, 2012). Sebuah piksel mempunyai koordinat berupa (x, y) Dalam hal ini, x menyatakan posisi kolom y menyatakan posisi baris. Sebuah citra digital dapat dianggap sebagai representasi diskrit data yang memiliki kedua spasial (tata letak) dan intensitas warna (Solomon & breckon, 2011)

Jenis- Jenis Citra Ada tiga jenis citra yang umum digunakan dalam pengolahan citra. Ketiga jenis citra tersebut yaitu citra berwarna, citra berskala keabuan, dan citra biner (Kadir, Abdul, & Susanto, 2012)

2.2.1.1 Citra Berwarna Citra berwarna merupakan jenis citra yang menyajikan warna dalam bentuk komponen R (merah), G (hijau), dan B (biru). Setiap komponen warna menggunakan 8 bit (nilainya berkisar antara 0

sampai dengan 255). Oleh karena itu, kemungkinan warna yang bisa disajikan mencapai $255 \times 255 \times 255$ atau 16.581.375 warna. Tabel 2.2 menunjukkan warna dan nilai penyusun warna.

Tabel 2.2: Warna dan Nilai Penyusun Warna

Warna	R	G	B
Merah	255	0	0
Hijau	0	255	0
Biru	0	0	255
Hitam	0	0	0
Putih	255	255	255
Kuning	0	255	255

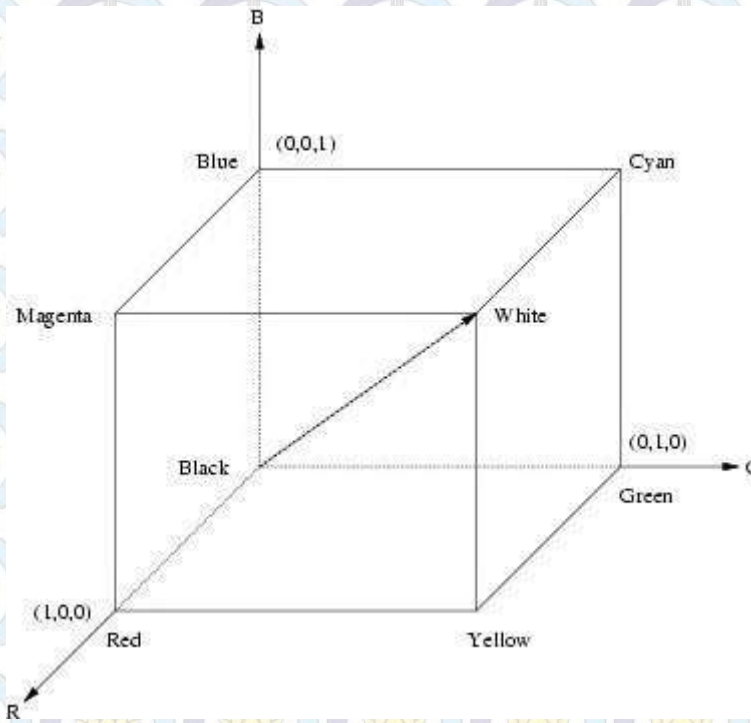
Sumber : (Kadir, Abdul, & Susanto, 2012)

2.2.1.2 Citra Berwarna Keabuan Citra jenis ini menangani gradasi warna hitam dan putih, yang tentu saja menghasilkan efek warna abu-abu. Pada jenis citra ini, warna dinyatakan dengan intensitas. Dalam hal ini, intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih

2.2.1.3 Citra Biner Citra biner adalah citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua buah kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1). Nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih. Citra jenis ini banyak dipakai dalam pemrosesan citra, misalnya untuk kepentingan memperoleh tepi bentuk suatu objek

2.2.2 Konversi

Citra Konversi citra berwarna(RGB) ke dalam bentuk citra berskala keabuan (grey-scale) sering kali dilakukan dikarenakan banyak operasi pemrosesan citra



Gambar 2.1 Warna RGB dari Ruang Berdimensi 3

yang bekerja pada skala keabuan. Namun, terkadang citra berskala keabuan pun perlu dikonversikan ke dalam citra biner (binary image), hal ini dilakukan karena beberapa operasi dalam pemrosesan citra berjalan pada citra biner.

2.2.2.1 Konversi citra dari RGB ke Grey-Scale

Konversi RGB ke grey-scale bisa dilakukan dengan menggunakan transformasi yang sederhana. Konversi grey-scale adalah langkah awal dalam beberapa algoritma analisis citra, karena pada dasarnya menyederhanakan (mengurangi) jumlah informasi dalam citra. Meskipun grey-scale berisi informasi kurang dari pada citra warna, sebagian informasi penting, informasi yang berhubungan dengan fitur dipertahankan seperti tepi, daerah, gumpalan

dan sebagainya (Solomon, 2011). Contoh konversi citra RGB ke citra grey scale dapat dilihat pada Gambar 2.2

Konversi RGB ke grey-scale dapat dilakukan dengan

$$I = WR.R + WG.G + WB.B \quad (2.1)$$

Dimana I adalah intensitas, WR = weight factor R, WG =weight factor G, WB =weight factor B. Untuk memastikan persamaan (2.1) weight factor harus berjumlah sama dengan satu yaitu $WR + WG + WB = 1$. Sebenarnya tiga warna sama-sama penting, karena itu $WR = WG = WB = 1/3$.



(a)

(b)

Gambar 2.2: Contoh Hasil Konversi RGB ke Grey scale. (a) Citra RGB (b) Citra Grey Scale

Adapun untuk mengonversikan citra berskala keabuan ke citra biner, strategi yang dipakai yaitu dengan menerapkan suatu nilai yang dikenal sebagai nilai ambang (threshold). Nilai tersebut dipakai untuk menentukan suatu intensitas akan dikonversikan menjadi 0 atau menjadi 1. Secara matematis, konversi dinyatakan dengan persamaan (2.2) .

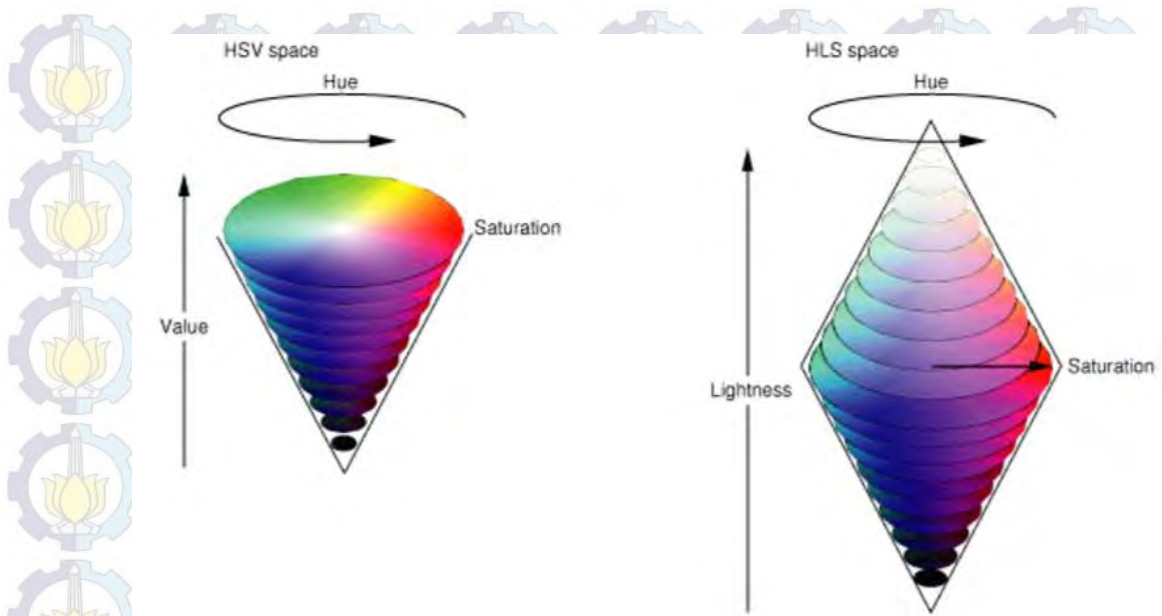
$$B(i) = \begin{cases} 0, & i \leq 0 \\ 1, & i < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

2.2.2.1 Konversi citra dari RGB ke HSV

HSL atau HIS adalah satu pemodelan warna, di mana warna diformulasikan menurut apa yang diterima oleh mata manusia. HIS atau HSV adalah kependekan dari hue(H), saturation(S) dan intensity(I) (atau value V). Hue adalah suatu atribut atau sifat dari cahaya. Sebagai contoh, benda berwarna biru memantulkan hue biru. *Hue* juga menggambarkan persepsi penglihatan manusia terhadap warna.

Suatu *hue* dimana sangat essensial untuk persepsi manusia terhadap warna, dapat dibagi menjadi *hue* kuat dan *hue* lemah. Kekuatan dan kelemahan *hue* ini dideskripsikan dengan *saturation*. Sebagai contoh suatu warna dari sumber cahaya *monochromatic*, dimana menghasilkan warna dari satu *hue* saja, maka akan sangat dipengaruhi oleh *saturation*. *Saturation* adalah komponen untuk mendeskripsikan kekuatan warna atau kepuaran suatu warna (kemudaan yang mengarah pada warna putih) dari warna yang diterima oleh mata.

Sedangkan *lightness*(L), atau *intensity*(I) atau *value*(V) digunakan untuk menyatakan kecerahan (*brightness*) dari suatu warna. Attribute ini adalah representasi jumlah, banyak sedikitnya, suatu cahaya dipantulkan atau dipancarkan dari suatu objek. Nilai ini sangat berpengaruh dalam membantu manusia melihat warna, karena suatu objek yang berwarna tidak akan terlihat berwarna pada ruangan yang gelap.



Gambar 2.3 Pemodelan HSV dan HLS

Persepsi ruang warna (color space) adalah cara alternatif yang merepresentasikan warna citra yang benar dengan cara yang lebih alami untuk persepsi manusia dan pemahaman tentang warna dari representasi RGB. Banyak representasi warna alternatif yang tersedia, tetapi di sini berkonsentrasi pada Hue, Saturation dan Value (HSV) yang merupakan ruang warna yang sangat populer dalam aplikasi analisis citra. Gambar 2.4 menunjukkan konversi citra dari RGB ke HSV.



(a)

(b)

Gambar 2.4: Contoh Hasil Konversi RGB ke HSV. (a) Citra RGB, (b) Citra HSV

Perubahan dalam ruang warna ini mengikuti perseptual gradien warna yang dapat diterima. Dari perspektif analisis citra, memungkinkan pemisahan warna dari pencahayaan untuk derajat yang lebih besar (Solomon & breckon, 2011). Masing-masing dari ketiga parameter tersebut adalah H (hue) yaitu panjang gelombang dominan dari warna, misalnya merah, biru, hijau. Hue secara matematis didapatkan dengan persamaan (2.3). S(saturation) yaitu kemurnian warna (dalam arti jumlah cahaya putih yang dicampurnya) didapatkan dengan persamaan (2.4). V (value) yaitu kecerahan warna (juga dikenal sebagai luminance), bisa didapatkan dengan persamaan (2.5)

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \Delta = 0 \\ 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \text{ mod } 6 \right), & Cmax = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right), & Cmax = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right), & Cmax = B' \end{cases} \quad (2.3)$$

$$S = \frac{V - \min[RGB]}{V} \quad S \in [0,1] \quad (2.4)$$

$$V = \{R, G, B\} \quad V \in [0,255] \quad (2.5)$$

2.2.3 Tekstur Citra

Fitur adalah informasi unik yang dimiliki oleh sebuah citra. Salah satu kegunaan fitur adalah menentukan karakteristik dari sebuah citra sehingga citra tersebut dapat diklasifikasi sesuai karakteristiknya. Salah satu bentuk ekstraksi fitur yang umum digunakan adalah analisis tekstur. Tekstur adalah sifat-sifat atau karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah yang cukup besar sehingga secara alami sifat-sifat tadi dapat berulang dalam daerah tersebut. Dalam penelitian ini tekstur diartikan sebagai distribusi spasial dari derajat keabuan di dalam sekumpulan piksel-piksel yang bertetangga. Jadi tekstur tidak dapat didefinisikan untuk sebuah piksel. Tekstur dari citra panoramik diekstrak menggunakan analisis tekstur secara statistik. Fitur dari tekstur dihitung berdasarkan distribusi statistik dari intensitas piksel terhadap posisi antar piksel dan direpresentasikan dalam

sebuah matriks. Bergantung pada jumlah piksel dalam setiap kombinasi, metode ekstraksi berdasarkan tekstur dikelompokkan dalam tiga cara yaitu ekstraksi orde pertama, ekstraksi orde kedua dan ekstraksi orde tinggi.

2.2.2.1. Ekstraksi Orde Pertama

Ekstraksi orde pertama merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, yaitu *mean*, standard deviasi, *smoothness*, *third moment*, *uniformity* dan *entropy* (Gonzalez et al., 2004). *Mean* menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra, dapat dihitung dengan persamaan:

$$m = \sum_{u=0}^{L-1} f_u p(f_u) \quad (2.6)$$

dimana f_u adalah suatu nilai intensitas keabuan, $p(f_u)$ menunjukkan nilai histogramnya (probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra), dan L adalah nilai tertinggi dari intensitas.

Standard deviasi menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{u=0}^{L-1} (f_u - m)^2 p(f_u)} \quad (2.7)$$

Smoothness menunjukkan tingkat kehalusan relatif dari intensitas suatu citra:

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (2.8)$$

Third moment menunjukkan tingkat kemencengan relatif histogram dari suatu citra:

$$\mu_3 = \sum_{u=0}^{L-1} (f_u - m)^3 p(f_u) \quad (2.9)$$

Uniformity menunjukkan tingkat keseragaman intensitas dari suatu citra:

$$U = \sum_{u=0}^{L-1} p^2(f_u) \quad (2.10)$$

Entropy menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra:

$$e = - \sum_{u=0}^{L-1} p(f_u) \log_2 p(f_u) \quad (2.11)$$

2.2.2.2. Ekstraksi Orde Kedua (*Gray Level Co-occurrence Matrix*)

Pada beberapa kasus, ekstraksi orde pertama tidak lagi dapat digunakan untuk mengenali perbedaan antar citra. Pada kasus seperti ini, dibutuhkan pengambilan ciri statistik orde dua dan disebut juga dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*. Salah satu teknik untuk memperoleh ciri statistik orde dua adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu (M, K, & Its'hak, 2007). Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut. Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° , sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel.

Matriks kookurensi merupakan matriks bujur sangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (i, j) pada matriks kookurensi berorientasi θ berisi peluang kejadian piksel bernilai i bertetangga dengan piksel bernilai j pada jarak d serta orientasi θ dan $(180-\theta)$.

Ilustrasi pembuatan matriks kookurensi diperlihatkan pada Gambar 2.5.

Setelah memperoleh matriks kookurensi tersebut, dapat dihitung ciri statistik orde dua yang merepresentasikan citra yang diamati. Sebelum tekstur dapat dihitung, perhitungan memerlukan normalisasi matriks yaitu nilai probabilitas setiap piksel terhadap jumlah nilai keseluruhan piksel. Persamaan normalisasi didefinisikan sebagai:

$$p(i, j) = \frac{V(i, j)}{\sum_{i, j=0}^{N-1} V(i, j)} \quad (2.12)$$

dimana i adalah nomor baris dan j adalah nomor kolom pada matriks kookurensi.

Haralick et al (M, K, & Its'hak, 2007) mengusulkan berbagai jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi dari matriks kookurensi.

1	1	2	2
1	1	2	2
3	3	1	1
3	3	1	1

(i)

Gray-	1	2	3
1	4	2	0
2	0	2	0
3	2	0	2

(a)

1	1	2	2
1	1	2	2
3	3	1	1
3	3	1	1

(ii)

Gray-	1	2	3
1	2	2	0
2	0	1	0
3	2	1	1

(b)

1	1	2	2
1	1	2	2
3	3	1	1
3	3	1	1

(iii)

Gray-	1	2	3
1	4	2	0
2	0	2	0
3	2	0	2

(c)

1	1	2	2
1	1	2	2
3	3	1	1
3	3	1	1

(iv)

Gray-	1	2	3
1	3	1	1
2	1	1	0
3	1	0	1

(d)

Gambar 2.5. Contoh matriks citra dengan tiga tingkat keabuan (i)(ii)(iii)(iv), hasil kookurensi pada jarak $d=1$ (a) arah 0° , (b) arah 45° , (c) arah 90° , (d) arah 135°

Dalam penelitian ini dipakai 4 ciri statistik orde dua, yaitu *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, *Homogeneity*.

Contrast menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, maka nilai kekontrasannya besar.

Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra dan didefinisikan dengan :

$$Contrast = \sum_{i,j=0}^{N-1} (i-j)^2 p(i,j) \quad (2.13)$$

Energy menunjukkan ukuran konsentrasi pasangan intensitas pada matriks kookurensi, dan didefinisikan dengan :

$$Energy = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i, j)^2 \quad (2.14)$$

Nilai *energy* makin membesar bila pasangan piksel yang memenuhi syarat matriks intensitas kookurensi terkonsentrasi pada beberapa koordinat dan mengecil bila letaknya menyebar.

Correlation menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra dan didefinisikan sebagai:

$$Correlation = \frac{\sum_{i,j=0}^{N-1} (i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

$$\mu_i = \sum_{i,j=0}^{N-1} i(p(i, j))$$

$$\mu_j = \sum_{i,j=0}^{N-1} j(p(i, j)) \quad (2.15)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{N-1} p(i, j)(i - \mu_i)^2}$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{N-1} p(i, j)(j - \mu_j)^2}$$

Homogeneity menunjukkan kehomogeanan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki nilai *homogeneity* yang besar. Nilai *homogeneity* membesar bila variasi intensitas dalam citra mengecil dan sebaliknya, dan didefinisikan sebagai:

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (2.16)$$

Entropy menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk. Harga *entropy* besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi), dan didefinisikan sebagai:

$$Entropy = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i, j)(-\ln p(i, j)) \quad (2.17)$$

Dalam persamaan (2.13) sampai dengan persamaan (2.17), notasi *p* melambangkan probabilitas, yang bernilai mulai 0 hingga 1, yaitu nilai elemen dalam matriks

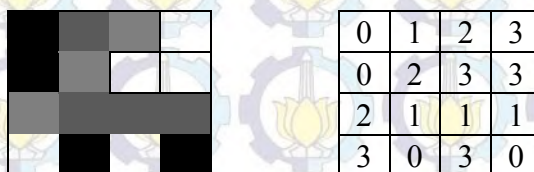
kookurensi, sedangkan i dan j melambangkan pasangan intensitas yang berdekatan, yang dalam matriks kookurensi masing-masing menjadi nomor baris dan nomor kolom.

2.2.2.3. Ekstraksi Orde Tinggi (*Gray Level Run-Length Matrix*)

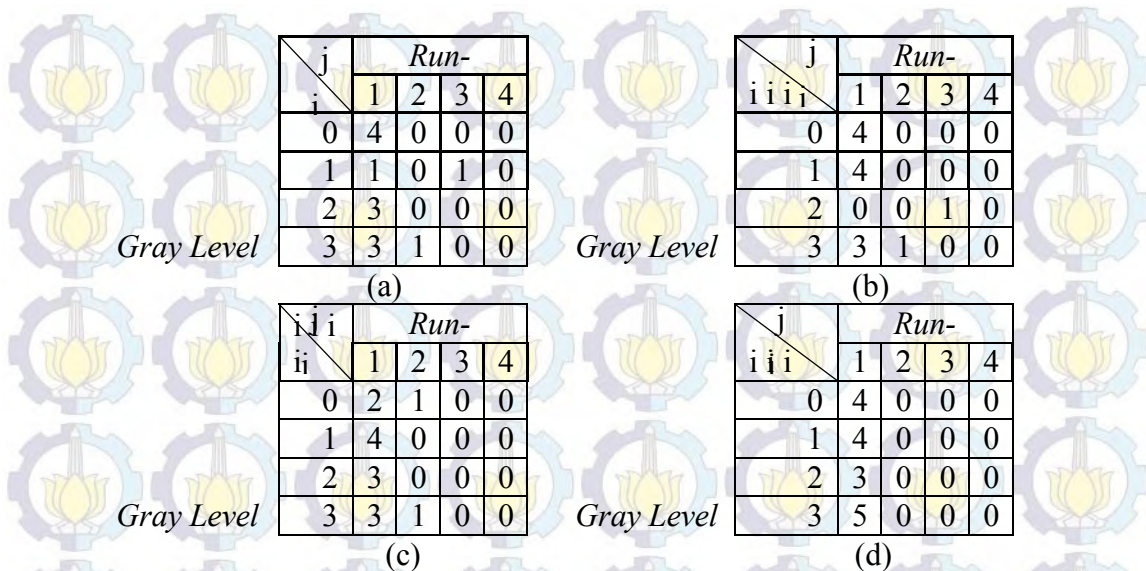
Selain menggunakan matriks *GLCM*, Galloway (Galloway, 1975) telah mengusulkan penggunaan matriks *run-length* untuk mengekstraksi fitur tekstur yang saat ini sudah umum digunakan. *Run* adalah istilah yang digunakan untuk menunjukkan suatu urutan arah pencarian piksel yang memiliki nilai intensitas piksel sama yaitu dengan arah pencarian lurus dari piksel asal. Berkaitan dengan hal tersebut selanjutnya *run length* adalah jumlah piksel (jarak) yang dilewati dari *Pixel of Interest (PoI)* menuju piksel dengan nilai intensitas yang sama (dalam arah pencarian horizontal maupun vertical). Metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* merupakan salah satu cara untuk mendapatkan fitur statistik orde tinggi dengan cara yang lebih mudah.

Nilai statistik *Run-length* dapat menunjukkan tingkat kekasaran dari suatu tekstur pada arah tertentu. Tekstur yang halus cenderung lebih banyak memiliki *short runs* dengan intensitas tingkat keabuan yang mirip, sedangkan tekstur kasar memiliki lebih banyak *long run* dengan intensitas tingkat keabuan yang berbeda secara signifikan (Galloway, 1975). Seperti halnya pada matriks *GLCM*, ekstraksi fitur berdasarkan matriks *GLRLM* juga memiliki orientasi sudut arah pencarian piksel tetangga, yaitu sudut 0° , 45° , 90° dan 135° .

Contoh matriks citra dengan empat tingkat derajat keabuan ditunjukkan pada Gambar 2.6 dan Gambar 2.7 adalah hasil proses dengan *GLRL* sesuai arah sudut pencarian piksel tetangga.



Gambar 2.6. Contoh matriks citra dengan empat derajat keabuan (0-3)



Gambar 2.7. Hasil matriks GLRL pada empat arah pencarian (a) 0°; (b) 45°; (c) 90°; (d) 135°

Adapun beberapa fitur yang dapat diperoleh melalui matriks GLRLM antara lain *Short Runs Emphasis (SRE)*, *Long Runs Emphasis (LRE)*, *Gray Level Non-uniformity (GLN)*, *Run Percentage (RP)*, *Run Length Non-uniformity (RLN)*, *Low Gray Level Run Emphasis (LGRE)* dan *High Gray Level Run Emphasis (HGRE)* (Xu et al., 2004)

SRE mengukur distribusi dari *shorts runs* dan didefinisikan sebagai:

$$SRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i, j)}{j^2} \quad (2.18)$$

SRE ini sangat tergantung pada terjadinya *short runs* dan diharapkan bernilai besar untuk tekstur halus.

LRE mengukur distribusi dari *long runs* dan didefinisikan sebagai:

$$LRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) * j^2 \quad (2.19)$$

LRE ini sangat tergantung pada terjadinya *long runs* dan diharapkan bernilai besar untuk tekstur dengan struktur kasar.

GLN mengukur kesamaan nilai tingkat keabuan seluruh citra dan didefinisikan sebagai:

$$GLN = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \left(\sum_{j=1}^N p(i, j) \right)^2 \quad (2.20)$$

GLN bernilai kecil jika nilai tingkat keabuan bernilai sama di seluruh citra.

RP mengukur homogenitas dan distribusi *runs* dari sebuah citra dalam arah tertentu dan didefinisikan sebagai:

$$RP = \frac{n_r}{p(i, j) * j} \quad (2.21)$$

RP diharapkan bernilai terbesar ketika *length of runs* bernilai 1 untuk semua tingkatan abu-abu dalam arah tertentu.

RLN mengukur kesamaan panjang dari *runs* di seluruh citra dan didefinisikan sebagai:

$$RLN = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^M p(i, j) \right)^2 \quad (2.22)$$

RLN diharapkan bernilai kecil jika *run lengths* bernilai sama di seluruh citra.

LGRE mengukur distribusi dari nilai tingkat keabuan rendah (*low gray level values*) dan didefinisikan sebagai:

$$LGRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i, j)}{i^2} \quad (2.23)$$

LGRE diharapkan bernilai besar untuk citra dengan nilai tingkat keabuan rendah.

HGRE mengukur distribusi dari nilai tingkat keabuan tinggi dan didefinisikan sebagai:

$$HGRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) * i^2 \quad (2.24)$$

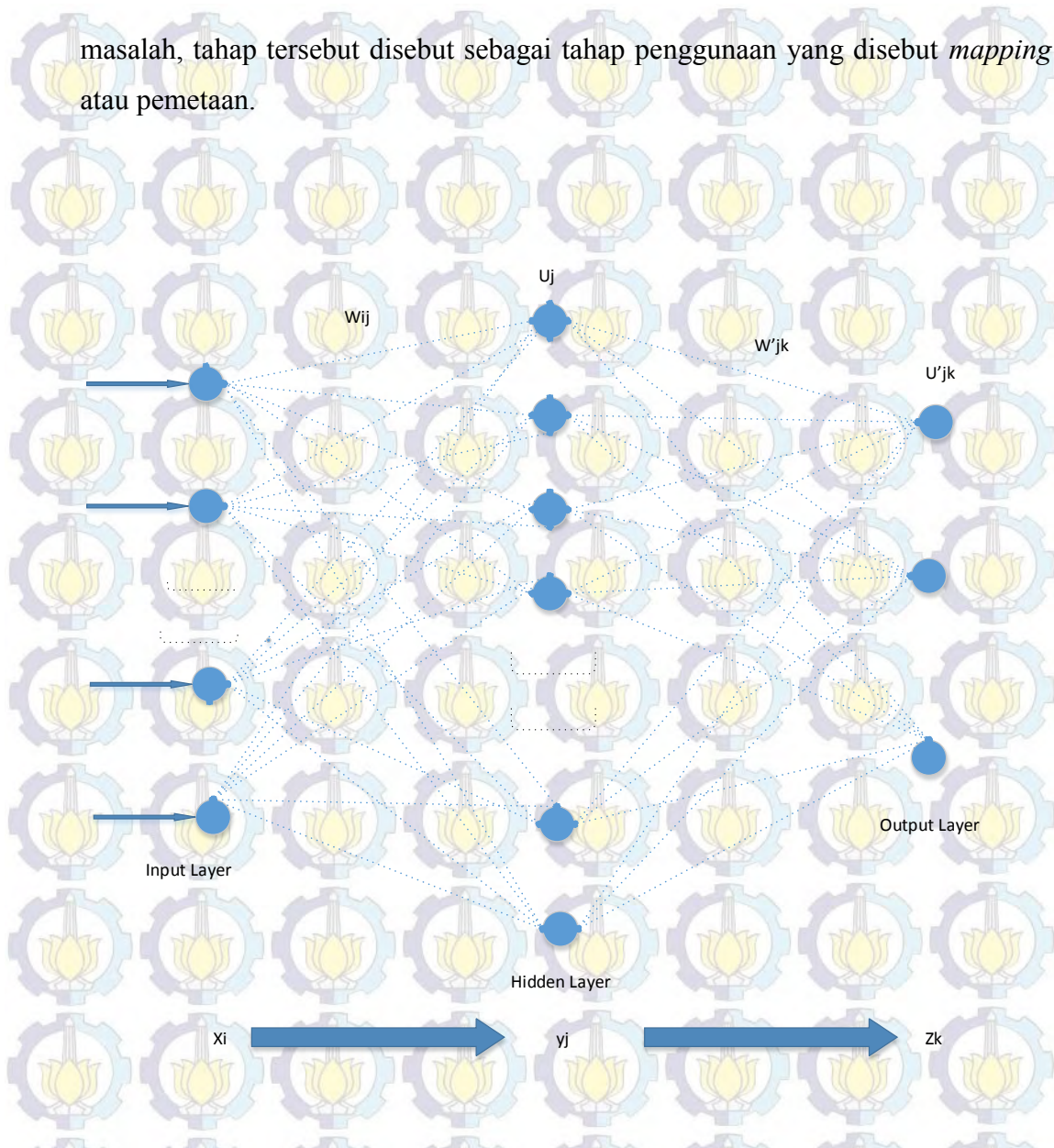
HGRE bernilai besar untuk citra dengan nilai tingkat keabuan yang tinggi.

2.3. Jaringan Saraf Tiruan (JST) *Backpropagation*

Algoritma pelatihan Backpropagation Neural Network (BPNN) pertama kali dirumuskan oleh Werbos dan dipopulerkan oleh Rumelhart & Mc.Clelland. *Backpropagation neural network* merupakan tipe jaringan saraf tiruan yang menggunakan metode pembelajaran terbimbing (*supervised learning*). Pada *supervised learning* terdapat pasangan data *input* dan *output* yang dipakai untuk melatih JST hingga diperoleh bobot penimbang (*weight*) yang diinginkan. Penimbang itu sendiri adalah sambungan antar lapis dalam JST. Algoritma ini memiliki proses pelatihan yang didasarkan pada interkoneksi yang sederhana, yaitu apabila keluaran memberikan hasil yang salah, maka penimbang dikoreksi agar galat dapat diperkecil dan tanggapan JST selanjutnya diharapkan dapat mendekati nilai yang benar. BPNN juga berkemampuan juga berkemampuan untuk memperbaiki penimbang pada lapis tersembunyi (*hidden layer*).

Secara garis besar BPNN terdiri atas tiga lapis (*layer*) yaitu lapis masukan (*input layer*) x_i , lapis tersembunyi (*hidden layer*) y_j , dan lapis keluaran (*output layer*) z_k . Lapis masukan dan lapis tersembunyi dihubungkan dengan penimbang w_{ij} dan antara lapis tersembunyi dan lapis keluaran dihubungkan oleh penimbang w'_{jk} . Pada pelatihan BPNN, ketika JST diberi pola masukan sebagai pola pelatihan maka pola tersebut akan menuju ke unit pada lapis tersembunyi untuk diteruskan pada unit yang berada pada lapis keluaran. Keluaran sementara pada lapis tersembunyi u_j akan diteruskan pada lapis keluaran dan lapis keluaran akan memberikan tanggapan yang disebut sebagai keluaran sementara u'_k . Ketika $u'_k \neq o_k$ dimana o_k adalah keluaran yang diharapkan, maka selisih (*error*) keluaran sementara u'_k akan disebarkan mundur (*backward*) pada lapis tersembunyi dan diteruskan ke unit pada lapis masukan. Oleh karena itu proses tersebut disebut propagasi balik (*backpropagation*) dimana tahap pelatihan dilakukan dengan merubah penimbang yang menghubungkan unit dalam lapis JST ketika diberi umpan maju dan umpan balik. Untuk mempercepat proses pelatihan digunakan parameter laju pelatihan (*learning rate*) yang nilainya berada pada kisaran 0-1. Selain parameter laju pelatihan, untuk mempercepat proses pelatihan dapat digunakan parameter tambahan berupa momentum yang nilainya dijaga antara 0.5-0.9. Ketika proses pelatihan selesai dan JST dapat digunakan untuk menyelesaikan

masalah, tahap tersebut disebut sebagai tahap penggunaan yang disebut *mapping* atau pemetaan.



Gambar 2.8. Lapisan dan aliran sinyal

Algoritma pelatihan BPNN terdiri dari dua tahap, yaitu *feed forward propagation* dan *feed backward propagation*. Secara umum langkah dalam pelatihan JST menggunakan BPNN yang dilengkapi bias dan momentum adalah sebagai berikut:

- a. Menentukan jumlah *input* (pola masukan), *hidden layer*, dan *output* (target pelatihan).

- b. Memberi nilai awal secara random bagi seluruh *weight* antara *input-hidden layer* dan *hidden layer-output*.
- c. Melakukan langkah 3-11 secara berulang hingga diperoleh nilai *error* minimal yang memungkinkan bagi JST untuk belajar dengan baik. {*FEED FORWARD PROPAGATION*}
- d. Tiap unit *input* (X_i) menerima sinyal *input* dan sinyal tersebut dikirimkan pada seluruh unit *hidden layer*.
- e. Tiap unit *hidden layer* (Z_{in_j}) ditambah dengan *input* (X_i) yang dikali dengan *weight* (V_{ij}) dan dijumlah dengan bias bagian *input* ;

{Unit *Input***Weight*(*Input*->*Hidden*)}

$$Z_{in_j} = Z_{in_j} + X_i[i] * V_{ij}[ij] \quad (2.25)$$

{Ditambah Bias}

$$Z_{in_j} = Z_{in_j} + V_{ij}[0][j] \quad (2.26)$$

{Dihitung dalam Fungsi Pengaktif}

$$Z_j[j] = f(Z_{in_j}[j]) \quad (2.27)$$

Fungsi pengaktif neuron yang digunakan pada seluruh bagian pelatihan harus sama. Fungsi pengaktif neuron yang umum digunakan terdapat beberapa macam, yang paling umum adalah fungsi sigmoid baik yang bipolar (-0.5 - +0.5) maupun unipolar (0 – 1) seperti berikut :

{sigmoid bipolar}

$$fbipolar = \left(\frac{2}{1 + \exp(-1 * Z_{in_j}[j])} \right) \quad (2.28)$$

{sigmoid unipolar}

$$f_{unipolar} = 1/(1 + \exp(-Z_{in_{j[l]}})) \quad (2.29)$$

- f. Tiap unit *output* (Y_{ink}) ditambah dengan nilai keluaran *hidden layer* (Z_j) yang dikali *weight* (W_{jk}) dan dijumlah dengan bias bagian *hidden layer*. Untuk mendapatkan keluaran JST, maka Y_{ink} dihitung dalam fungsi pengaktif menjadi Y_k .

{Unit Keluaran*Weight(Hidden->Keluaran)}

$$Y_{ink}[k] = Y_{ink}[k] + Z_j[j] * W_{jk}[j, k] \quad (2.30)$$

{Ditambah Bias}

$$Y_{ink}[k] = Y_{ink}[k] + W_{jk}[0, k] \quad (2.31)$$

{Dihitung dalam Fungsi Pengaktif}

$$Y_k[k] = f(Y_{ink}[k]) \quad (2.32)$$

{FEED BACKWARD PROPAGATION}

- g. Tiap *output* dibandingkan dengan target yang diinginkan, untuk memperoleh *error* global digunakan metode *Sum Squared Error* (SSE).

$$Error = Error + ((O - target[k] - Y_k[k]) * (O_{target[k]} - Y_k[k])) * 0.5 \quad (2.33)$$

- h. Tiap unit *output* menerima pola target sesuai dengan pola masukan saat pelatihan dan dihitung nilai *error*-nya dan diperbaiki nilai *weight*-nya.

{Perhitungan *Error* dalam turunan Fungsi Pengaktif}

$$\text{delta}_{k[k]} = (O_{\text{target}[k]} - Yk[k]) * f'(Yink[k]) \quad (2.34)$$

Perbaikan *weight output-hidden layer* dilakukan dengan memperhitungkan laju pelatihan dan momentum, laju pelatihan dijaga pada nilai kecil antara 0-1 dan momentum pada nilai 0.5-0.9.

{Perbaikan *weight* antara *hidden layer-output*}

$$\text{update}_{Wjk[j,k]} = \text{eLaju} * \text{delta}_{k[k]} * Zj[j] + (\text{updt}_{Wjk[j,k]} * \text{eMomentum}) \quad (2.35)$$

{Perbaikan *weight bias* antara *hidden layer-output*}

$$\text{update}_{Wjk[0,k]} = \text{eLaju} * \text{delta}_{k[k]} \quad (2.36)$$

- i. Tiap *weight* yang menghubungkan unit *output* dengan unit *hidden layer* dikali selisih *error* (*delta_k*) dan dijumlahkan sebagai masukan unit berikutnya.

{Perhitungan *Error*Bobot Keluaran*}

$$\text{delta}_{in[j]} = \text{delta}_{in[j]} + \text{delta}_{k[k]} * Wjk[j,k] \quad (2.37)$$

{Perhitungan *Error* dalam turunan Fungsi Pengaktif}

$$\text{delta}_{j[j]} = \text{delta}_{in[j]} * f'(Zin_j[j]) \quad (2.38)$$

Perbaikan *weight hidden layer-input* dilakukan dengan memperhitungkan laju pelatihan dan momentum, laju pelatihan dijaga pada nilai kecil antara 0-1 dan momentum pada nilai 0.5-0.9.

{Perbaikan *weight* antara masukan dan *hidden layer*}

$$\text{update}_{V_{ij}[i,j]} = e\text{Laju} * \text{delta}_{j[j]} * X_i[i] + (V_{ij}[i,j] * e\text{Momentum}) \quad (2.39)$$

{ Perbaikan *weight* bias antara masukan }

$$\text{update}_{V_{ij}[0,j]} = e\text{Laju} * \text{delta}_j[j] \quad (2.40)$$

10. Tiap *weight* dan bias yang ada pada JST diperbaiki.

{Penambahan Nilai Perbaikan Bobot *Hidden layer-Keluaran*}

$$W_{jk}[j, k] = W_{jk}[j, k] + \text{update_}W_{jk}[j, k] \quad (2.41)$$

{Penambahan Nilai Perbaikan Bobot Masukan-*Hidden layer*}

$$V_{ij}[i, j] = V_{ij}[i, j] + \text{update_}V_{ij}[i, j] \quad (2.42)$$

j. Uji kondisi pemberhentian pelatihan. Pada kondisi dimana JST telah selesai dilatih, maka JST tersebut dapat diujicoba sebelum pada akhirnya JST tersebut digunakan untuk menyelesaikan suatu masalah. Maka untuk menggunakan hasil pelatihan tersebut digunakan *weight* yang telah diperoleh dari proses pelatihan untuk memperoleh hasil target yang telah dilatihkan. Pada BPNN yang telah dibahas di atas, algoritma ujicoba JST yang dapat digunakan adalah sebagai berikut :

1. Tiap unit *input* (X_i) menerima sinyal *input* dan sinyal tersebut dikirimkan pada seluruh unit *hidden layer*.
2. Tiap unit *hidden layer* (Z_{in_j}) ditambah dengan *input* (X_i) yang dikali dengan *weight* (V_{ij}) yang diperoleh dari proses pelatihan dan dijumlah dengan bias bagian *input*;

{Unit *Input** *Weight*(*Input*->*Hidden*)}

$$Z_{in_j} = Z_{in_j} + X_i[i] * V_{ij}[i, j] \quad (2.43)$$

{Ditambah Bias}

$$Z_{in_j} = Z_{in_j} + V_{ij}[0][j] \quad (2.44)$$

{Dihitung dalam Fungsi Pengaktif}

$$Z_j[j] = f(Z_{in_j}[j]) \quad (2.45)$$

Fungsi pengaktif neuron yang digunakan pada seluruh bagian ujicoba harus sama. Fungsi pengaktif neuron yang umum digunakan terdapat beberapa macam, yang paling umum adalah fungsi sigmoid baik yang bipolar (-0.5 - +0.5) maupun unipolar (0 - 1) seperti berikut :

{sigmoid bipolar}

$$fbipolar = \left(\frac{2}{1 + \exp(-1 * Z_{in_j}[j])} \right) - 1 \quad (2.46)$$

{sigmoid unipolar}

$$funipolar = 1 / (1 + \exp(-Z_{in_j}[j])) \quad (2.47)$$

3. Tiap unit *output* (Y_{ink}) ditambah dengan nilai keluaran *hidden layer* (Z_j) yang dikali *weight* (W_{jk}) yang diperoleh dari proses pelatihan dan dijumlah dengan bias bagian *hidden layer*. Untuk mendapatkan keluaran JST, maka Y_{ink} dihitung dalam fungsi pengaktif menjadi Y_k .

{Unit Keluaran * *Weight*(*Hidden*->*Output*)}

$$Y_{ink}[k] = Y_{ink}[k] + Z_j[j] * W_{jk}[j, k] \quad (2.48)$$

{Ditambah Bias}

$$Y_{ink}[k] = Y_{ink}[k] + W_{jk}[0, k] \quad (2.49)$$

{Dihitung dalam Fungsi Pengaktif}

$$Y_k[k] = f(Y_{ink}[k]) \quad (2.50)$$

4. Untuk mengetahui keandalan JST yang digunakan, hasil target pelatihan dibandingkan dengan keluaran yang diperoleh ketika dilakukan ujicoba.

BAB 3

METODE PENELITIAN

Pada bab 3 diusulkan metode untuk identifikasi kekurangan unsur hara pada tanaman kedelai. Metode tersebut meliputi pengolahan citra awal meliputi penyiapan data, preprocessing, ekstraksi fitur, dan identifikasi kekurangan unsur hara. Unsur hara yang diidentifikasi adalah *nitrogen*, *phospor*, dan *kalium*.

3.1 Penyiapan data

Tahapan ini menghasilkan 3 (tiga) unsur hara kedelai yakni unsur hara dengan citra daun kurang *nitrogen*, citra daun kurang *phosphor* dan citra daun kurang *kalium*.

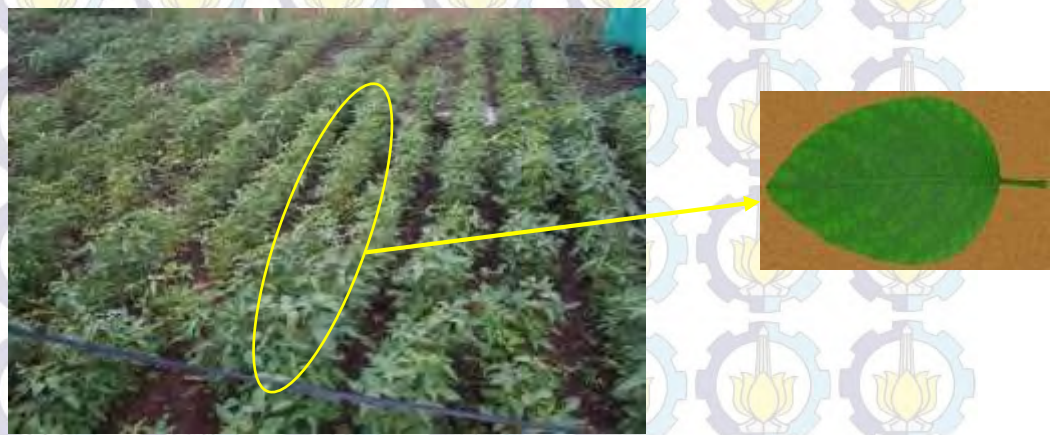
Data daun citra yang didapat dalam penelitian ini didapatkan dari penanaman secara mandiri dan di konsultasikan pada pakar pertanian di UPN JATIM dan BalitKabi di batu, data citra daun yang sesuai di bagi menjadi dua, yang pertama data *training* dan kedua data *testing*. Cara pengambilan citra daun dalam penelitian ini digambarkan pada tahapan diagram Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Diagram pengambilan citra daun kedelai

Lahan yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi dua, yang pertama lahan lapang pertanian, kedua lahan greenhouse. Lahan lapang pertanian dilakukan dengan pola tanam jarak 75x30 cm agar saat proses pemupukan tidak tercampur dengan tanaman kedelai lainnya dan dengan lubang sedalam 3-4 cm untuk memastikan agar biji tunas tidak diganggu predator (tikus, semut) yang memakannya dengan perlakuan tanpa olah tanah (TOT). Sedangkan pada lahan greenhouse pola tanam dilakukan dengan menggunakan tabulasi pot dengan ukuran diameter 40x50 cm dan masing-masing pot ditandai sesuai dengan perlakuan

pemupukan sesuai Tabel 3.1. Media tanah yang digunakan dalam tabulasi pot adalah pasir silica dan tanah yang diuapkan karena memiliki kadar unsur *zero* unsur hara sehingga pengaturan unsur hara dapat dikontrol. Dari penanaman kedua lahan tersebut didapatkan dua data. Perlakuan tanaman yang dilakukan pada lahan lapang dijadikan sebagai data *testing* pada system seperti pada Gambar 3.3 dan perlakuan tanaman yang dilakukan dalam *greenhouse* dijadikan sebagai data *training* pada system Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Pengambilan data *uji* lahan lapang



Gambar 3.3. Pengambilan data *training* lahan greenhouse

Bibit yang digunakan adalah jenis arjuna yang diperoleh dari Badan Penelitian Kacang-Kacangan dan Umbi (BALITKABI) Malang. Bibit direndam dalam 2, 5

gram *saromil* / 1 kg benih terlebih dahulu kedalam larutan 1 liter air agar kuat terhadap serangan hama. Setelah itu bibit ditunaskan dengan media tanah pasir yang diletakan di dalam kotak plastic berukuran 30 cm x 60 cm selama 1 minggu seperti pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4. Pertumbuhan tunas sebelum siap tanam



Gambar 3.5. Perpindahan tunas pada tabulasi pot

Setelah ditunaskan selama 1 minggu bibit diberi pupuk sesuai dengan takaran unsur hara *nitrogen*, *phosphor* dan *kalium* seperti pada Gambar 3.5. Pola yang digunakan adalah *minust one test* sesuai dengan Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Komposisi pupuk.

Data Perlakuan Tanaman	Unsur Hara Makro Primer		
	N (Nitrogen)	K (Kalium)	P (Posfor)
Pot 1	Normal	Normal	Normal
Pot 2	Tanpa	Normal	Normal
Pot 3	Normal	Tanpa	Normal
Pot 4	Normal	Normal	Tanpa
Pot 5	Tanpa	Tanpa	Normal
Pot 6	Tanpa	Normal	Tanpa
Pot 7	Normal	Tanpa	Tanpa

Keterangan lain : Kondisi Normal (Pasir, Cuaca/iklim, kondisi air) Benih yang ditanam jenis arjuna

Perlakuan pemupukan dengan pola unsur hara *nitrogen* maka unsur hara *phosphor* dan hara *kalium* dikontrol tidak diberikan, dan perlakuan unsur hara *phosphor* maka unsur hara *nitrogen* dan *kalium* tidak diberikan, perlakuan unsur hara *kalium* maka unsur hara *phosphor* dan *nitrogen* tidak diberikan. Cara perlakuan pengontrolan tersebut di namakan *minust one test*. Sehingga data masing-masing kekurangan unsur hara dapat diketahui dan dibagi menjadi kelas *nitrogen*, kelas *kalium* dan kelas *photasium*. Pupuk yang dipakai dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.6.



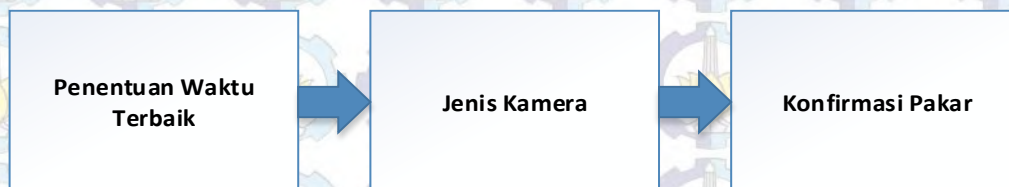


Gambar 3.7. Media yang digunakan.

Pupuk yang digunakan dalam penelitian ini masih berbentuk padat seperti Gambar 3.6 oleh karena itu dilakukan proses pencairan dengan media air kemudian dilakukan proses pengadukan hingga pupuk larut dalam air seperti Gambar 3.7. Sehingga proses pemupukan dapat dilakukan dengan penyiraman pertanian sesuai label unsur hara pada Tabel 3.1.

3.1.1 Data sampel

Pada penelitian ini proses pengambilan data sampel dilakukan sesuai dengan gambar 3.8






Gambar 3.8. Blok diagram pengambilan sampel

Proses pengambilan data sampel berupa citra daun kedelai meliputi kekurangan hara *nitrogen* (N), *phosphor* (P) dan *kalium* (K). pengambilan citra daun dilakukan saat sore hari dan setiap satu minggu. Hasil citra terbaik didapat saat minggu ke-4 hingga minggu ke-6 karena pada minggu tersebut daun kedelai memasuki fase

pertumbuhan *vegetative* dan *generative* (Suhartina, Purwantoro, Taufiq, & Nugrahaeni, 2013). Citra yang diamati meliputi perubahan warna daun.

Pengambilan citra daun kedelai didapat dengan menggunakan kamera jenis slr sony alpha 65 dengan iso 100 dan pembesaran lensa sebesar 35-55 pembesaran dengan jarak ambil 30 cm focus pada daun kedelai.

Tabel 3.2. Contoh hasil pengambilan citra daun kedelai.

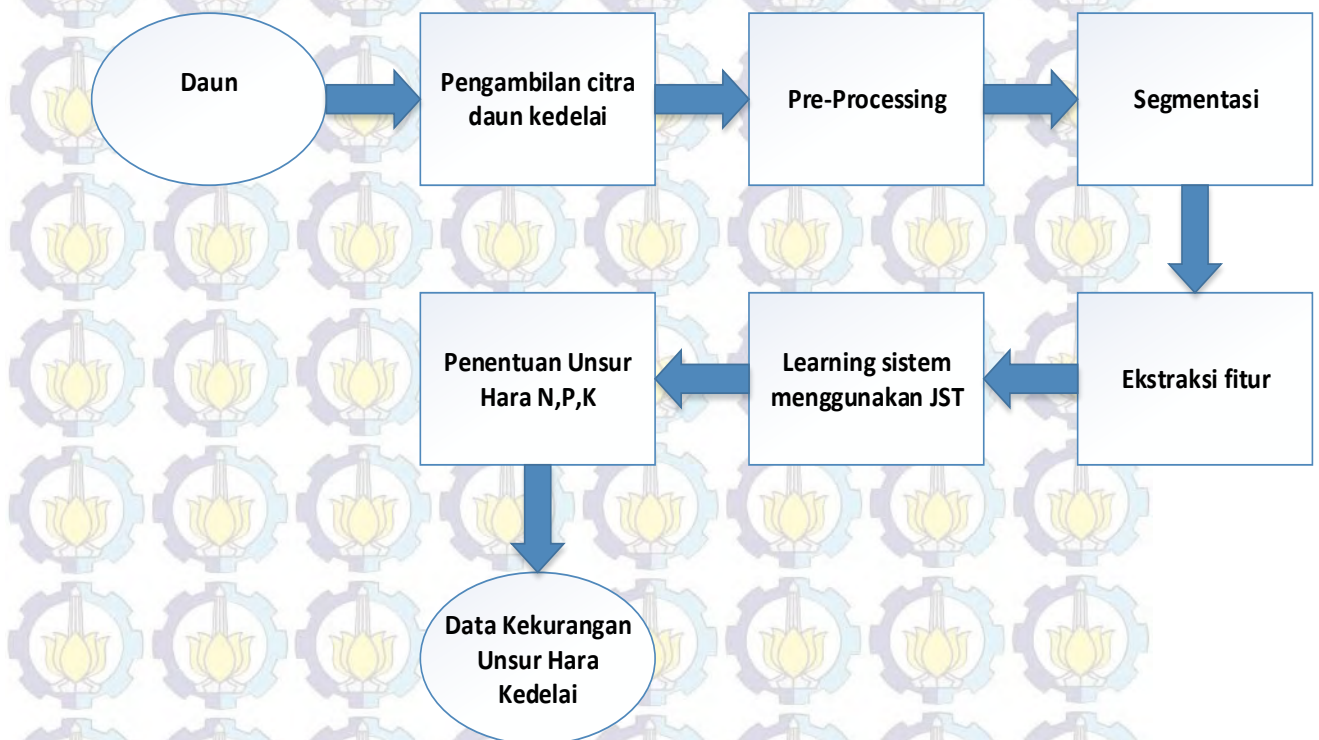
Citra	Prediksi
	<p>Kekurangan unsur <i>nitrogen</i></p>
	<p>Kekurangan unsur <i>phospor</i></p>
	<p>Kekurangan unsur <i>kalium</i></p>

Sampel citra daun kedelai yang telah didapat menggunakan kamera masih berupa data mentah seperti pada Tabel 3.2 yang belum diketahui secara tepat kekurangan hara pada setiap daun sehingga citra daun yang telah didapat harus dikonsultasikan terlebih dahulu pada pakar kedelai agar diketahui kekurangan hara pada daun

tersebut. Pada penelitian ini data sampel dikonsultasikan pada pakar kedelai di balitkabi malang dan laboratorium pertanian UPN veteran jatim setelah itu maka citra daun kedelai dapat dikelompokkan menjadi data *training* dan data *testing* sesuai unsur hara kedelai *nitrogen* (n), *phosphor* (p) dan *kalium* (k).

3.2. Metodologi

Metodologi yang diusulkan dalam penelitian ini sesuai dengan blok diagram pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9. Blok diagram desain sistem

Pengambilan citra daun dilakukan dengan penanaman dengan perlakuan yang disesuaikan pengambilan unsur hara kedelai, hasil yang diperoleh dilakukan pre-processing untuk menghilangkan noise pada citra daun meliputi penyesuaian latar belakang dan perubahan warna *RGB* pada kanal *green*. Kemudian hasil dari kanal *green* dilakukan analisa menggunakan analisa tekstur *GLCM* dan identifikasi

menggunakan *neural network* sehingga output klasifikasi kekurangan unsur hara kedelai dapat dicapai.

3.3. Pre processing

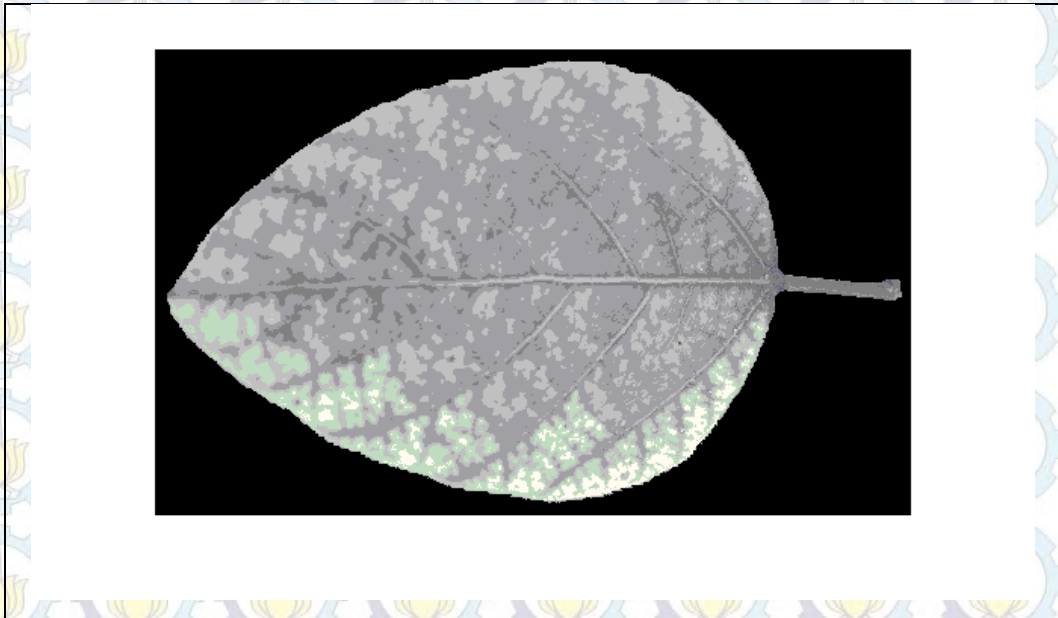
Pada tahapan ini data citra daun yang telah diperoleh dilakukan proses pre-processing, yaitu melakukan penghilangan *noise* pada citra daun dan menghilangkan latar belakang pada daun kedelai agar memperoleh data yang sesuai dengan inputan pada system. Penyesuaian latar belakang pada citra daun dipilih berwarna cenderung gelap atau hitam, hal ini diharapkan citra yang diperoleh untuk inputan system dapat membedakan antara daun yang dianalisa dengan membedakan antara citra daun dengan latar belakangnya. Pada proses pre processing ini warna yang digunakan adalah warna *RGB* pada kanal *green* dengan nilai *red* dan *blue* di kosongkan sehingga dapat terlihat seperti Gambar 3.10 hasil penskalaan.

3.4. Ekstraksi fitur

Pada penelitian ini fitur yang digunakan adalah komponen warna pada ruang warna *RGB* (*red, green, blue*) pada kanal *green* dimana ruang warna *RGB* dengan kanal *green* dapat diperoleh dengan melakukan konversi atau perhitungan dari ruang warna asli citra digital. Penelitian ini menggunakan fitur *green* untuk mengambil komponen kehijauan pada daun sebagai inputan sistem. Karena hasil yang diperoleh pada ruang warna *green* direpresentasikan pada matriks warna antara 1-255 maka filtering warna *green* yang bercampur dengan latar belakang selain *green* perlu dilakukan proses penskalaan, dimana hal ini memungkinkan untuk memaksimalkan output pada system otomatis ini. Nilai daun yang berwarna *green* diberi skala angka 1 dan nilai selain warna *green* diberi angka nol. Gambar 3.10, dimana R merepresentasikan nilai nol, G merepresentasikan nilai 0-255, dan B merepresentasikan nilai nol. Proses selanjutnya adalah melakukan analisa pada matriks nilai *green* dengan menggunakan analisis tekstur GLCM.



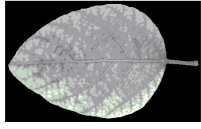
Pada proses analisa tekstur, pertama kali adalah menentukan arah interval dengan jarak (*distance*) bernilai 1 dan 2 sehingga didapatkan koordinat arah dalam bidang kordinat (x dan y). Setelah menentukan arah koordinat, proses dilanjutkan

dengan membentuk matriks kookuresi dengan cara menghitung frekuensi kemunculan pasangan nilai keabuan (nilai *green*) piksel referensi dan piksel tetangga pada jarak dan arah yang ditentukan, menggunakan persamaan *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity* seperti pada Tabel 3.3.



Gambar 3.10 Citra daun pada kanal *green*

Tabel 3.3. Analisa tekstur daun

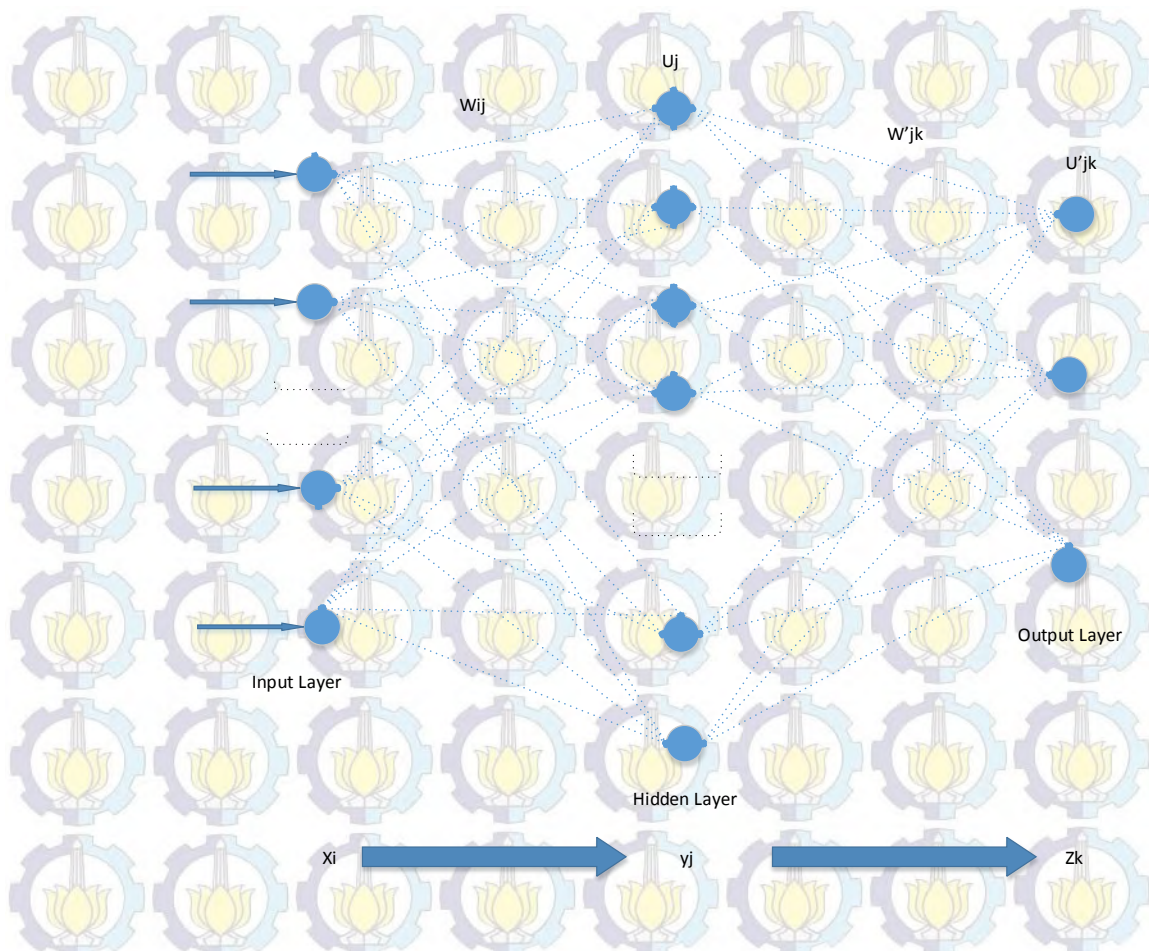
Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogenitas
	0.189795	0.986004	0.352468	0.957008
	0.141426	0.985517	0.321519	0.951969
	0.174193	0.98468	0.27948	0.95647

Tabel 3.3 merupakan contoh tabel yang dihasilkan menggunakan analisa GLCM dengan nilai contrast pada daun didapatkan dengan menghitung derajat keabuan yang menyebar pada badan daun dimana pada setiap kekurangan unsur hara pada tanaman kedelai kekurangan unsur *nitrogen*, *phosphor* dan *kalium* memiliki derajat keabuan yang berbeda.

3.5 Klasifikasi

Tahap klasifikasi dilakukan setelah implementasi algoritma selesai dikerjakan. Uji coba dilakukan bertujuan untuk membuktikan apakah penelitian yang dilakukan dapat memenuhi tujuan yang telah direncanakan. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu, *neural network backpropagation*. Karena *neural network backpropagation* dapat mengkoreksi nilai error dengan seminimal mungkin dengan menggunakan fungsi propagasi balik.

Jumlah input yang digunakan dalam pelatihan JST sejumlah 69 data training yang terdiri dari 23 data kekurangan unsur hara *nitrogen*, 23 data kekurangan unsur hara *phosphor* dan 23 data kekurangan unsur hara *kalium*. Data input dihubungkan dengan hidden layer sejumlah n nodes sesuai dengan kondisi terbaik yang ingin dihasilkan dengan 3 output JST meliputi kekurangan N, kekurangan P, kekurangan K.



Gambar 3.11 Model pelatihan *backpropagation*

Gambar 3.11 merupakan model yang menggambarkan neural network backpropagation. Dalam penelitian ini vektor input yang digunakan ada 4 (empat) buah yaitu, *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Vektor input ditulis dalam variable X_i . Hasil X_i diperoleh melalui ekstraksi fitur *gray level co-ocurance* matriks yang menghasilkan 4 (empat) buah fitur sebagai vector input. Hasil dari masing-masing vector input X_i dikalikan dengan nilai pada pembobot yang diwakili pada variable W_{ij} . Nilai dari bobot W_{ij} diambil secara acak antara 0-1, sehingga perkalian X_i pada vector input dikalikan dengan pembobot W_{ij} sesuai jumlah node pada hidden layer (Y_i). hasil bobot yang diperoleh pada W_{ij} dilakukan perhitungan nilai pada hidden layer Y_j , Pada penelitian ini hidden layer yang dipakai hanya 1 lapis dan fungsi aktifasi yang dipakai meliputi sigmoid bipolar dengan persamaan dibawah ini (3.1)

$$S(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \dots\dots\dots(3.1)$$

Pada persamaan diatas fungsi sigmoid memiliki batasan antara (1 - (-1)) di masing-masing node hidden layer memiliki fungsi aktifasi bipolar sehingga setiap node memiliki nilai dari pembobot dan input yang yang dibatasi sesuai fungsi aktifasi.

Hasil dari nilai Y_j pada node hidden layer memiliki nilai yang berbeda dimana hasil tersebut dikalikan dengan pembobot W_{jk} sehingga akan didapatkan nilai pada output U'_j , nilai pada U'_j akan dibandingkan dengan nilai output target yang diinginkan pada penelitian ini yakni berupa kurang N , P dan K . Pada tahapan ini telah berakhir algoritma JST Feed Forward, Back Forward atau propagasi balik akan dilakukan jika nilai hasil output U'_j tidak sesuai dengan nilai target yang di keluarkan maka persamaan (3.2) menghitung kembali nilai perbaikan pembobotnya hingga ke hidden layer sehingga nilai yang dikeluarkan pada output JST mendekati nilai output kekurangan unsur hara pada kedelai.

$$F(x) = \alpha (w_1F_1(x) + W_2F_2(x) + W_3F_3(x) + \dots W_mF_m) \dots\dots\dots(3.2)$$

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

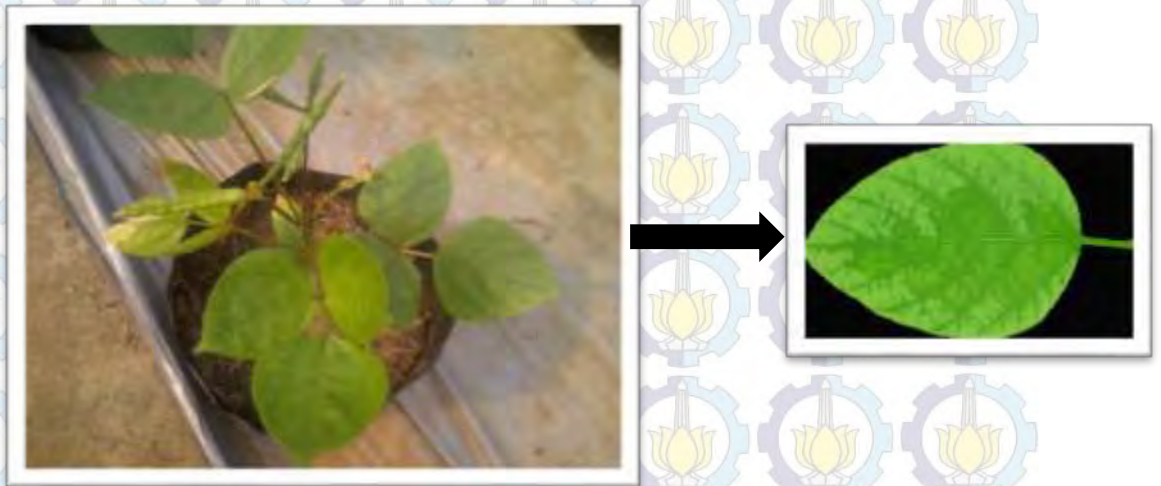
Pada bagian ini membahas mengenai implementasi otomatisasi klasifikasi 3 jenis kekurangan unsur hara primer yaitu: unsur nitrogen (N), unsur fosfor (P) dan unsur kalium (K) pada daun kedelai, sebelum dilakukan klasifikasi menggunakan neural network backpropagation. Data daun yang digunakan dalam penelitian ini sebelumnya telah dilakukan proses cleaning dan pencocokan kepada pakar ahli kedelai agar dapat diperoleh data yang akurat. Proses yang dilakukan dalam proses analisa data daun untuk mempermudah dibagi menjadi 4 tahapan : Penyiapan data, preprocessing, ekstraksi fitur dan proses klasifikasi menggunakan neural network.

4.1. Hasil Penyiapan Data

4.1.1. Data Penyiapan Ciri-Ciri

Hasil penyiapan data pada penelitian ini didapatkan 69 data citra daun kedelai yang terdiri dari 23 citra kekurangan hara nitrogen, 23 citra kekurangan hara phosphor dan 23 citra kekurangan hara kalium. Masing-masing data terbagi menjadi dua kelompok, kelompok pertama terdiri dari 16 data training pada setiap kekurangan unsur hara (n,p,k) dan yang kedua terdiri dari 7 data uji pada masing-masing citra daun kekurangan unsur hara pada kedelai. Data daun training dan data daun uji yang diperoleh dalam penelitian ini memiliki perbedaan. Pada data training merupakan data hasil citra daun kedelai yang telah dilakukan validasi oleh pakar kedelai sedangkan data uji yang didapat merupakan data yang belum dilakukan validasi kekurangan hara pada daun kedelai. Kedua data tersebut didapat melalui penanaman secara mandiri oleh peneliti yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya.

Hasil yang didapat pada saat penyiapan data adalah sebuah gambar seperti Gambar 4.1.



(a)

(b)

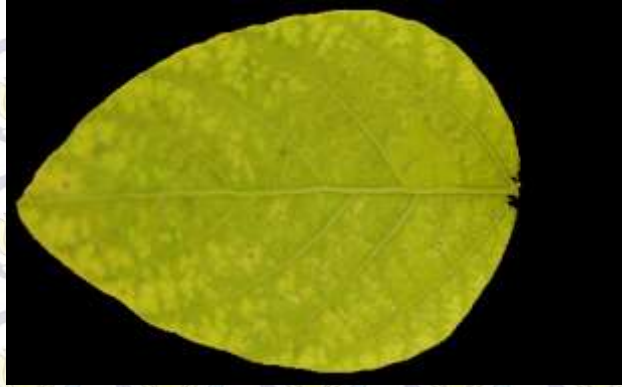
Gambar 4.1 Cropping gambar

(a) citra awal (b) citra akhir

Penyiapan data awal yang dihasilkan dalam penelitian ini adalah sebuah gambar tanaman kedelai yang masih lengkap dengan atributnya, atribut meliputi daun, tangkai, buah, dan sebagainya. Hal ini menyebabkan sebuah gambar yang akan dilakukan analisa warna daun akan menjadi lebih sulit karena latar belakang pada gambar sering menjadi yang dominan seperti pada Gambar 4.1(a).

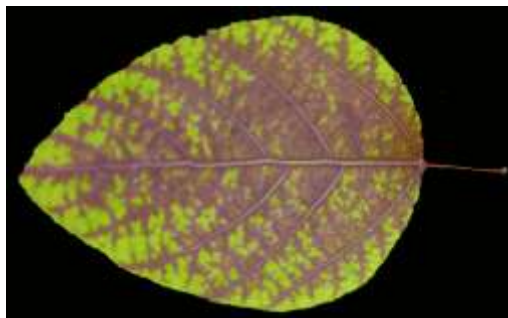
Analisa yang dilakukan dalam system otomatis kekurangan unsur hara adalah melalui daun, sehingga atribut tanaman selain daun akan dihilangkan. Proses penghilangan noise pada citra daun kedelai dilakukan secara manual dengan menggunakan tools editing gambar dengan menghilangkan atribut-atribut selain daun citra yang diamati. Untuk menyeragamkan akurasi data daun training dan testing diganti dengan hitam sehingga hasil citra dasar menjadi nol. Hasil editing gambar dapat disajikan sesuai dengan Gambar 4.1(b).

Setelah dilakukan proses cropping pada data training dan data testing maka dilakukan analisa daun yang didapat dari hasil penanaman mandiri oleh peneliti berupa unsur *nitrogen*, *phosphor* dan *kalium*.



Gambar 4.2 Citra daun kekurangan nitrogen

Gambar 4.2 menggambarkan representasi daun kekurangan unsur hara *nitrogen*. Penentuan ini didapat melalui perlakuan *minus one test* pada pupuk dan hasil validasi pakar kedelai, hal ini juga dapat dilihat menggunakan kasat mata dari warna badan daun hijau yang mengarah pada warna kuning secara menyeluruh. Data daun yang diperoleh saat perlakuan didapatkan 23 data daun terbagi menjadi 16 data training sesuai dengan kekurangan unsur nitrogen dan 7 data untuk pengujian.



Gambar 4.3 Citra daun kekurangan *phosphor*

Gambar 4.3 menggambarkan representasi data daun kekurangan unsur hara *phosphor* pada tanaman kedelai. Gejala daun kekurangan *phosphor* dapat terlihat dari perubahan warna pada batang daun normal berwarna hijau menjadi berwarna coklat, dan biasanya cenderung mengkerut. Perubahan warna coklat tidak saja hanya selalu ditengah badan daun tetapi terkadang terdapat dipinggiran daun.

Perubahan kekurangan unsur hara *phosphor* juga dapat dilihat melalui kasat mata. Perlakuan unsur hara *phosphor* didapatkan 23 data citra daun terbagi dalam 16 data citra daun kedelai yang sesuai sebagai data *training* dan telah disesuaikan dengan perlakuan pupuk minus one test dan validasi pakar kedelai dan 7 data uji.



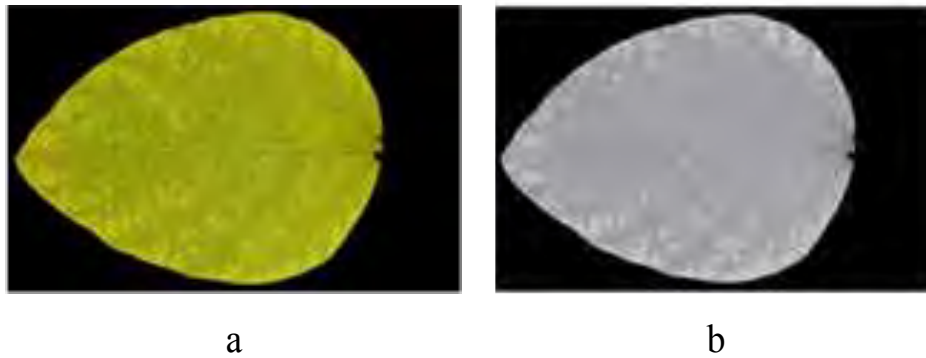
Gambar 4.4 Citra daun kekurangan *kalium*

Gambar 4.4 menggambarkan representasi data citra daun kekurangan unsur hara *kalium*. Pada unsur hara kekurangan *kalium* akan sangat mirip dengan unsur hara kekurangan *nitrogen*, hal ini terlihat pada perubahan badan daun normal berwarna hijau berubah menjadi berwarna kuning tetapi untuk kekurangan hara kalium pada badan daun tidak berubah menjadi kuning secara menyeluruh tetapi perubahan daun menguning tidak merata pada badan daun sehingga badan daun akan tampak bintik kuning dan hijau. Data daun kekurangan *kalium* didapatkan 23 data citra terbagi dalam 16 perlakuan data *training* yang telah disesuaikan oleh pakar ahli kedelai dan 7 data uji.

4.2 Hasil Preprocessing

Hasil dari proses preprocessing adalah dihasilkannya citra *RGB* pada unsur *green*, dimana model filtering hanya dilakukan pada komponen fitur warna *green*. Tahapan filter warna menggunakan *RGB* tentunya telah melewati tahapan penghilangan noise pada gambar. Dari sebuah gambar, latar belakang sering menjadi yang dominan dibandingkan warna pada badan daun. Untuk meningkatkan peluang keakuratan sebuah daun yang akan dideteksi, sebagian besar nilai-nilai

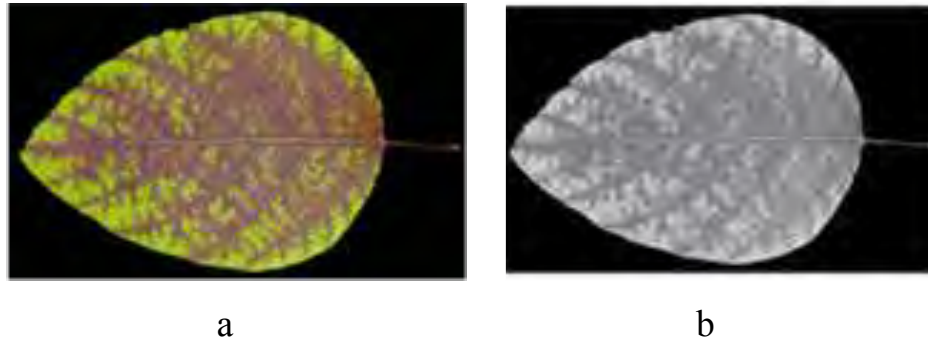
dominan (R,G,B) di latar belakang harus dapat ditentukan sehingga dapat dihilangkan. Penghilangan latar belakang ini dengan memberikan selisih warna dominan dan paling dominan, (R,G,B) untuk kasus ini pewarnaan latar belakang diatur ke hitam dengan menggunakan tools tertentu.



Gambar 4.5 pre processing unsur hara *nitrogen*

(a) Citra daun asal sebelum dilakukan filter (b) Hasil kanal *green*

Hasil filtering warna *RGB* pada unsur hara nitrogen terlihat pada Gambar 4.5. Citra daun awal yang akan dilakukan filtering masih berupa daun dengan pewarnaan normal (R,G,B) sehingga kekurangan hara nitrogen masih tampak dengan kasat mata perubahan warna daun hijau menjadi kekuningan secara menyeluruh Gambar 4.5(a), sedangkan hasil dari konversi warna *RGB* pada kanal *green* pada Gambar 4.5(b) kekurangan hara nitrogen dapat dilihat dengan pola bercak flek abu-abu pada badan daun dan penyebaran bercak hampir menutupi badan daun secara menyeluruh.



Gambar 4.6 pre processing unsur hara *phospor*

(a) Citra daun asal sebelum dilakukan filter (b) Hasil *RGB* kanal *green*

Kekurangan unsur hara phosphor memiliki pola bercak daun yang berbeda dengan unsur hara nitrogen maupun kalium. Bercak flek pada unsur hara ini memiliki pola penyebaran hampir pada badan daun tetapi lebih menuju pada badan tengah daun sehingga tulang rusuk pada daun tanaman kedelai lebih tampak.

Pada bagian tengah daun yang terkena kekurangan unsur hara phosphor bercak flek daun memiliki warna lebih gelap dari pada sisi pinggir daun yang bebas dari bercak flek kekurangan phosphor Gambar 4.6(b).



Gambar 4.7 pre processing unsur hara kalium

(a) Citra daun asal sebelum dilakukan filter (b) Hasil *RGB* kanal *green*

Pada unsur hara kalium pola bercak flek pada daun hampir memiliki kesamaan dengan daun kekurangan unsur hara nitrogen dan phosphor, tetapi jika

diamati lebih lanjut bercak flek pada kalium memiliki pola yang berbeda. Bercak flek pada unsur hara kalium menyebar dengan tidak merata pada pinggiran daun. Pada badan daun penyebaran flek tidak merata, bercak flek berwarna lebih cerah daripada bagian daun lainnya.

Pengamatan pada masing-masing unsur hara nitrogen, phosphor, dan kalium memiliki pola bercak yang dapat terlihat menggunakan filter warna *green* pada perwarnaan *RGB*, unsur nitrogen bercak flek lebih banyak berwarna gelap dan lebih dominan di badan daun secara menyeluruh, pola penyebaran bercak flek pada phosphor lebih mengarah pada badan daun sehingga flek berwarna lebih gelap pada bagian kekurangan phosphor serta terlihat tulang daun lebih terlihat tulang daun pada sedangkan pada kalium penyebaran pola bercak flek cenderung lebih terang dan berada pada badan daun secara acak.

4.3 Ekstraksi Fitur

Setelah mendapatkan fitur pada masing-masing daun kedelai dengan menggunakan kanal *green* pada perwarnaan *RGB* kemudian analisa daun kedelai dilakukan dengan menghitung derajat keabuan pada piksel yang bertetangga, menghitung derajat keabuan digunakan ekstraksi fitur *gray level co-ocurance metriks*. Fitur yang diambil meliputi fitur *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*.

Tabel 4.1 Nilai *GLCM* unsur hara kedelai

Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kelas
T_N1	0.6245	0.3887	0.1771	0.2419	1
T_N2	0.3391	0.7549	0.5662	0.5193	1
T_N3	0.3791	0.6859	0.4023	0.4553	1
T_N4	0.3921	0.7934	0.7753	0.7193	1
T_N5	0.4939	0.5919	0.3258	0.3239	1
T_N6	0.4265	0.7221	0.6493	0.6606	1
T_N7	1.0000	0.4314	0.3867	0.3892	1
T_N8	0.6373	0.6622	0.6504	0.5002	1
T_N9	0.0360	1.0000	1.0000	1.0000	1
T_N10	0.8189	0.6373	0.3263	0.1708	1
T_N11	0.8472	0.6031	0.4105	0.2626	1
T_N12	0.2603	0.8509	0.7560	0.6893	1

Tabel 4.1 Nilai *GLCM* unsur hara kedelai (sambungan)

T_N13	0.2146	0.8456	0.6719	0.7025	1
T_N14	0.5178	0.7608	0.5542	0.4179	1
T_N15	0.0217	0.9834	0.9628	0.9532	1
T_N16	0.2603	0.8509	0.7560	0.6893	1
T_P1	0.3492	0.4241	0.1777	0.1131	2
T_P2	0.1189	0.7447	0.2591	0.2558	2
T_P3	0.4234	0.5937	0.1436	0.0000	2
T_P4	0.6594	0.3366	0.1038	0.0510	2
T_P5	0.3210	0.5625	0.2364	0.1247	2
T_P6	0.2027	0.7391	0.2175	0.2511	2
T_P7	0.3018	0.5662	0.2664	0.1606	2
T_P8	0.6105	0.0000	0.2211	0.2742	2
T_P9	0.2311	0.7377	0.2291	0.2875	2
T_P10	0.0522	0.7646	0.2321	0.5073	2
T_P11	0.0122	0.8324	0.2482	0.5003	2
T_P12	0.0471	0.8008	0.2372	0.4928	2
T_P13	0.2692	0.4805	0.1112	0.3414	2
T_P14	0.0000	0.8095	0.2793	0.3625	2
T_P15	0.5675	0.1108	0.2225	0.2452	2
T_P16	0.4300	0.2580	0.0866	0.2271	2
T_K1	0.6775	0.4927	0.0000	0.2479	3
T_K2	0.7348	0.3699	0.1188	0.2822	3
T_K3	0.5998	0.4911	0.0434	0.1849	3
T_K4	0.7524	0.4240	0.0597	0.0745	3
T_K5	0.3022	0.6878	0.2694	0.5884	3
T_K6	0.4191	0.5713	0.2047	0.4952	3
T_K7	0.6465	0.4370	0.0906	0.1539	3
T_K8	0.2464	0.6983	0.2180	0.5316	3
T_K9	0.6153	0.4514	0.1143	0.2282	3
T_K10	0.3728	0.5798	0.2019	0.4793	3
T_K11	0.2930	0.6837	0.2408	0.5324	3
T_K12	0.3066	0.6340	0.2030	0.4922	3
T_K13	0.6503	0.4647	0.1584	0.2894	3
T_K14	0.6775	0.4927	0.0000	0.2479	3
T_K15	0.3151	0.6184	0.1958	0.4549	3
T_K16	0.6775	0.4927	0.0000	0.2479	3

Pada Tabel 4.1 merupakan representasi data training yang telah di validasi oleh pakar untuk hasil ketepatannya kemudian dilakukan ekstraksi fitur untuk menemukan nilai dari *contrast*, *correlation*, *homogeneity* dan *energy*, sehingga hasil yang diperoleh lebih akurat.

Hasil ekstraksi fitur *grey level co-ocurance matriks* pada Tabel 4.1 didasarkan pada hasil pewarnaan *RGB* pada nilai *green*. Dengan kekurangan unsur N disimbolkan dengan angka 1 (satu), kurang P disimbolkan dengan angka 2 (dua), kurang K disimbolkan dengan angka 3 (tiga). Pencocokan nilai yang dihasilkan oleh glcm pada fitur *contrast* terlihat paling tinggi pada unsur *nitrogen* dengan nilai 1,000 dan nilai terendah pada unsur *phosphor* dengan nilai 0 (nol).

Pada fitur *correlation* nilai tertinggi didapat pada unsur *nitrogen* dengan besaran nilai 1,000 dan nilai terendah pada unsur *phosphor* dengan nilai 0 (nol), pada fitur *energy* nilai tertinggi didapat pada unsur *nitrogen* dengan nilai 1,000 dan nilai terendah pada unsur *kalium* dengan nilai 0 (nol) an fitur *homogeneity* nilai tertinggi pada unsur *nitrogen* dengan nilai 1,000 dan nilai terendah pada unsur *phosphor* dengan nilai 0 (nol)

4.4 Hasil Klasifikasi

4.4.1. Hasil Neural Network

Hasil dari proses ekstraksi fitur telah didapatkan nilai citra data training berupa : *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. 4 model fitur tersebut yang akan menjadi model inputan yang digunakan jaringan saraf tiruan dalam proses klasifikasi unsur hara pada kedelai.

Masing-masing unsur hara *nitrogen*, unsur hara *phosphor* dan unsur hara *kalium* memiliki ciri khas fitur yang berbeda, sehingga diharapkan output pada system otomatis ini dapat berjalan secara maksimal. Percobaan dalam penelitian ini menggunakan k-fold cross validation dimana data training diambil secara acak pada dataset daun kedelai dan fold telah ditentukan sebanyak 5 fold terdiri dari 14 buah data untuk eksperimen, jumlah node yang digunakan dalam hidden layer selalu dirubah antara 50,60,70,80,90 hingga 100 sehingga didapatkan hasil yang lebih baik. Jumlah *epoch* yang digunakan statis, sejumlah 10000.

1.4.1.1 Percobaan hidden layer 50 dengan jumlah epoch 10000

Pada percobaan ini jumlah hidden layer yang digunakan sejumlah 1 layer dan node yang digunakan sebanyak 50 buah node.

Tabel 4.2 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hidden layer 50

instance	actual	predicted	error	Ke-Sesuaian
1	2	3.166	1.166	Tidak sesuai
2	2	1.340	-0.660	Tidak sesuai
3	1	1.818	0.818	Tidak sesuai
4	2	-0.097	-2.097	Tidak sesuai
5	3	2.812	-0.188	sesuai
6	2	2.294	0.294	sesuai
7	3	3.167	0.167	sesuai
8	3	2.831	-0.169	sesuai
9	2	2.263	0.263	sesuai
10	1	1.460	0.460	sesuai
11	3	2.490	-0.510	Tidak sesuai
12	2	2.413	0.413	sesuai
13	2	2.009	0.009	sesuai
14	2	2.235	0.235	sesuai
1	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
2	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
3	2	1.568	-0.432	Tidak sesuai
4	2	2.653	0.563	Tidak sesuai
5	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
6	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
7	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
8	3	1.568	-1.432	Tidak sesuai
9	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
10	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
11	3	1.568	-1.432	Tidak sesuai
12	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
13	3	2.653	-0.347	sesuai
14	1	1.568	0.568	Tidak sesuai
1	2	1.685	-0.315	sesuai
2	3	2.852	-0.148	sesuai
3	1	0.579	-0.421	sesuai
4	1	1.206	0.206	sesuai
5	2	1.734	-0.266	sesuai
6	1	0.618	-0.382	sesuai
7	3	2.791	-0.209	sesuai
8	3	2.175	-0.825	Tidak sesuai
9	2	2.024	0.024	sesuai

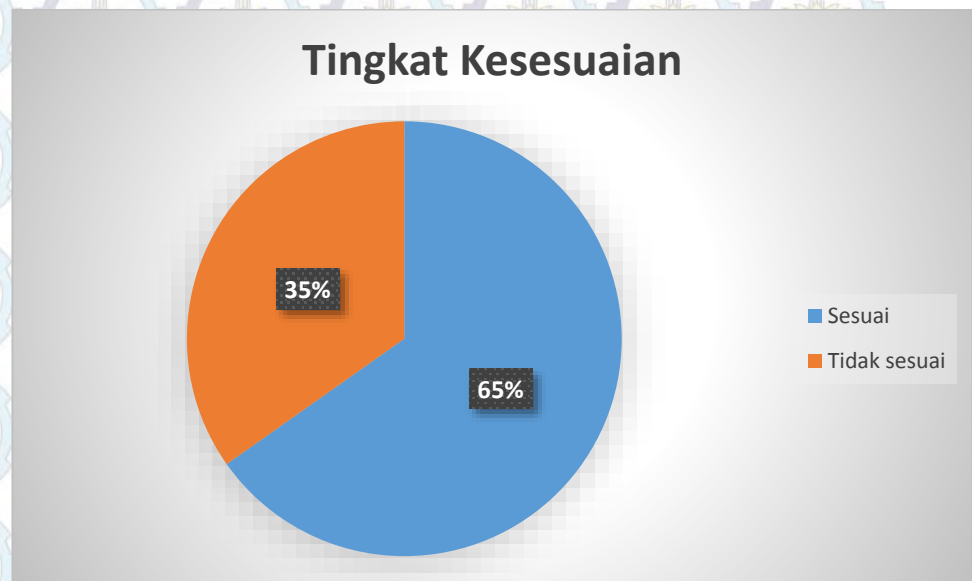
Tabel 4.2 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hidden layer 50 (sambungan)

10	1	-1.730	-2.730	Tidak sesuai
11	3	2.791	-0.209	sesuai
12	1	0.567	-0.433	sesuai
13	2	1.719	-0.281	sesuai
14	3	2.457	-0.543	sesuai
1	2	1.825	-0.175	sesuai
2	2	2.171	0.171	sesuai
3	3	3.044	0.044	sesuai
4	1	1.084	0.084	sesuai
5	2	2.028	0.028	sesuai
6	3	3.050	0.050	sesuai
7	3	3.189	0.189	sesuai
8	3	2.995	-0.005	sesuai
9	2	2.184	0.184	sesuai
10	2	-0.533	-2.533	Tidak sesuai
11	2	-1.587	-3.587	Tidak sesuai
12	1	1.049	0.049	sesuai
13	3	3.107	0.107	sesuai
14	3	3.020	0.020	sesuai
1	3	2.253	-0.747	Tidak sesuai
2	1	1.016	0.016	sesuai
3	2	2.092	0.092	sesuai
4	2	1.972	-0.028	sesuai
5	3	3.124	0.124	sesuai
6	1	1.585	0.585	Tidak sesuai
7	1	1.065	0.065	sesuai
8	1	1.025	0.025	sesuai
9	3	2.899	-0.101	sesuai
10	3	2.714	-0.286	sesuai
11	1	1.064	0.064	sesuai
12	2	2.032	0.032	sesuai
13	3	2.992	-0.008	sesuai

Tabel 4.2 merupakan hasil representasi dari nilai kesesuaian unsur hara pada tanaman kedelai. Pada kolom actual menginformasikan target pada daun dan predicted merupakan hasil prediksi pada system.

Dari pencocokan nilai actual dan prediksi didapatkan nilai error, pada percobaan kali ini dengan jumlah node hidden layer 50 didapatkan nilai error rata-rata 0,481. Sehingga perbandingan antara

nilai target dengan nilai prediksi dapat digambarkan seperti pada grafik Gambar 4.8



Gambar 4.8 Grafik kesesuaian hara pada kedelai pada hidden layer

50

1.4.1.2 Percobaan hidden layer 60 dengan jumlah epoch 10000

Pada percobaan ini jumlah hidden layer yang digunakan sejumlah 1 layer dan node yang digunakan sebanyak 60 buah node

Tabel 4.3 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 60

instance	actual	predicted	error	Ke-Sesuaian
1	2	37.697	35.697	Tidak Sesuai
2	2	0.990	-1.010	Tidak Sesuai
3	1	1.140	0.140	Sesuai
4	2	2.126	0.126	Sesuai
5	3	3.058	0.058	Sesuai
6	2	2.220	0.220	Sesuai
7	3	3.041	0.041	Sesuai
8	3	2.929	-0.071	Sesuai
9	2	1.997	-0.003	Sesuai
10	1	0.903	-0.097	Sesuai
11	3	1.709	-1.291	Tidak Sesuai
12	2	1.390	-0.610	Tidak Sesuai
13	2	1.781	-0.219	Sesuai
14	2	0.729	-1.271	Tidak Sesuai

Tabel 4.3 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 60 (sambungan)

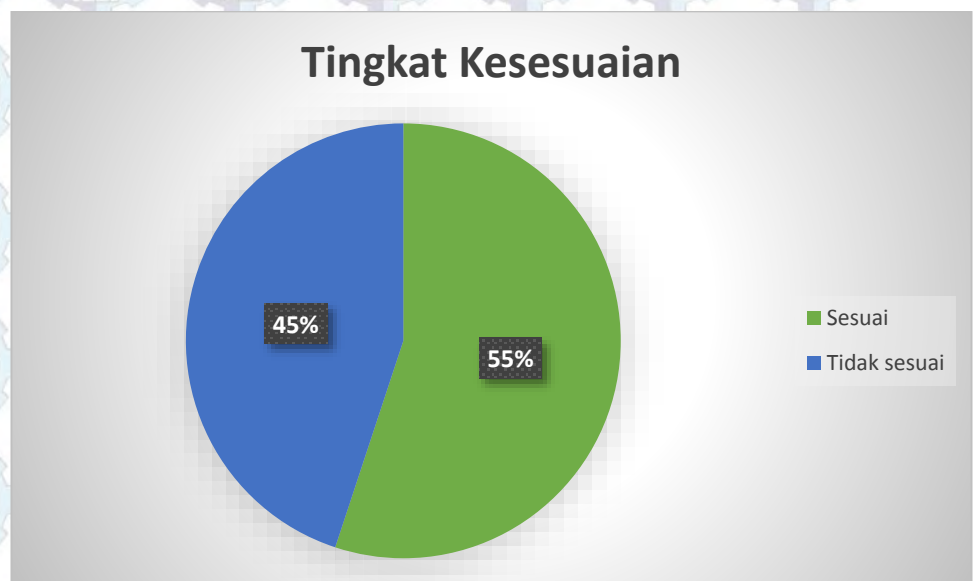
1	1	3.074	2.074	Tidak Sesuai
2	1	1.659	0.659	Tidak Sesuai
3	2	3.072	-1.072	Tidak Sesuai
4	2	2.140	0.140	Sesuai
5	1	1.071	0.071	Sesuai
6	1	2.279	1.279	Tidak Sesuai
7	1	0.987	-0.013	Sesuai
8	3	2.534	-0.466	Sesuai
9	1	1.008	0.008	Sesuai
10	1	0.817	-0.183	Sesuai
11	3	0.817	-0.095	Tidak Sesuai
12	1	1.019	0.019	Sesuai
13	3	2.857	-0.143	Sesuai
14	1	1.078	0.078	Sesuai
1	2	1.846	-0.154	Sesuai
2	3	1.846	-1.154	Tidak Sesuai
3	1	1.846	0.846	Tidak Sesuai
4	1	1.846	0.846	Tidak Sesuai
5	2	1.846	-0.154	Sesuai
6	1	1.846	0.846	Tidak Sesuai
7	3	1.846	-1.154	Tidak Sesuai
8	3	1.846	-1.154	Tidak Sesuai
9	2	1.846	-0.154	Sesuai
10	1	1.846	0.846	Tidak Sesuai
11	3	1.846	-1.154	Tidak Sesuai
12	1	1.846	0.846	Tidak Sesuai
13	2	1.846	-0.154	Sesuai
14	3	1.846	-1.154	Tidak Sesuai
1	2	1.465	-0.535	Tidak Sesuai
2	2	2.296	0.296	Sesuai
3	3	3.208	0.208	Sesuai
4	1	0.579	-0.421	Sesuai
5	2	2.045	0.045	Sesuai
6	3	2.989	-0.011	Sesuai
7	3	3.363	0.363	Sesuai
8	3	2.859	-0.141	Sesuai
9	2	2.629	0.629	Sesuai
10	2	-0.022	-2.022	Tidak Sesuai
11	2	0.198	-1.802	Tidak Sesuai
12	1	0.513	-0.487	Sesuai
13	3	2.986	-0.014	Sesuai
14	3	3.237	0.237	Sesuai
1	3	3.037	0.037	Sesuai
2	1	0.739	-0.261	Sesuai
3	2	2.243	0.243	Sesuai

Tabel 4.3 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 60 (sambungan)

4	2	1.977	-0.023	Sesuai
5	3	2.973	-0.027	Sesuai
6	1	3.448	-2.448	Tidak Sesuai
7	1	1.206	0.206	Sesuai
8	1	1.068	0.068	Sesuai
9	3	2.574	-0.426	Sesuai
10	3	2.341	-0.659	Tidak Sesuai
11	1	0.901	-0.099	Sesuai
12	2	2.402	0.402	Sesuai
13	3	3.104	0.104	Sesuai

Tabel 4.3 merupakan hasil representasi dari nilai kesesuaian unsur hara pada tanaman kedelai. Pada kolom actual menginformasikan target pada daun dan predicted merupakan hasil prediksi pada system.

Dari pencocokan nilai actual dan prediksi didapatkan nilai error, pada percobaan kali ini dengan jumlah node hidden layer 60 didapatkan nilai error rata-rata 1,10. Sehingga perbandingan antara nilai target dengan nilai prediksi dapat digambarkan seperti pada grafik Gambar 4.9



Gambar 4.9 Grafik kesesuaian hara pada kedelai hidden layer 60

1.4.1.3 Percobaan hidden layer 70 dengan jumlah epoch 10000

Pada percobaan ini jumlah hidden layer yang digunakan sejumlah 1 layer dan node yang digunakan sebanyak 70 buah node.

Tabel 4.4 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 70

Instance	actual	predicted	error	Ke-sesuaian
1	2	70.19	68.19	Tidak Sesuai
2	2	1.902	-0.098	Sesuai
3	1	0.900	-0.100	Sesuai
4	2	1.887	-0.113	Sesuai
5	3	3.011	0.011	Sesuai
6	2	1.908	-0.092	Sesuai
7	3	3.129	0.129	Sesuai
8	3	2.859	-0.141	Sesuai
9	2	1.889	-0.111	Sesuai
10	1	0.878	-0.122	Sesuai
11	3	2.146	-0.854	Tidak Sesuai
12	2	1.888	-0.112	Sesuai
13	2	1.889	-0.111	Sesuai
14	2	1.214	-0.786	Tidak Sesuai
1	1	2.322	1.322	Tidak Sesuai
2	1	1.809	0.809	Tidak Sesuai
3	2	3.803	1.803	Tidak Sesuai
4	2	3.803	-0.569	Tidak Sesuai
5	1	0.962	-0.038	Sesuai
6	1	2.440	1.440	Tidak Sesuai
7	1	0.945	-0.055	Sesuai
8	3	2.557	-0.443	Tidak Sesuai
9	1	0.877	-0.123	Sesuai
10	1	0.893	-0.107	Sesuai
11	3	2.854	-0.146	Sesuai
12	1	0.930	-0.070	Sesuai
13	3	2.849	-0.151	Sesuai
14	1	1.040	0.040	Sesuai
1	2	2.161	0.161	Sesuai
2	3	3.065	0.065	Sesuai
3	1	1.134	0.134	Sesuai
4	1	1.131	0.131	Sesuai
5	2	2.002	0.002	Sesuai
6	1	1.027	0.027	Sesuai

Tabel 4.4 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 70 (sambungan)

7	3	3.001	0.001	Sesuai
8	3	2.457	-0.543	Tidak Sesuai
9	2	2.198	0.198	Sesuai
10	1	-0.316	-1.316	Tidak Sesuai
11	3	3.001	0.001	Sesuai
12	1	0.981	-0.019	Sesuai
13	2	2.010	0.010	Sesuai
14	3	2.739	-0.261	Sesuai
1	2	1.742	-0.258	Sesuai
2	2	2.107	0.107	Sesuai
3	3	3.532	0.532	Tidak Sesuai
4	1	0.796	-0.204	Sesuai
5	2	2.047	0.047	Sesuai
6	3	3.109	0.109	Sesuai
7	3	3.290	0.290	Sesuai
8	3	2.955	-0.045	Sesuai
9	2	2.706	0.706	Tidak Sesuai
10	2	0.447	-1.553	Tidak Sesuai
11	2	2.065	0.065	Sesuai
12	1	0.932	-0.068	Sesuai
13	3	2.797	-0.203	Sesuai
14	3	3.194	0.194	Sesuai
1	3	3.085	0.085	Sesuai
2	1	1.063	0.063	Sesuai
3	2	2.154	0.154	Sesuai
4	2	2.182	0.182	Sesuai
5	3	3.120	0.120	Sesuai
6	1	3.103	2.103	Tidak Sesuai
7	1	1.581	0.581	Tidak Sesuai
8	1	1.067	0.067	Sesuai
9	3	3.118	0.118	Sesuai
10	3	3.119	0.119	Sesuai
11	1	1.090	0.090	Sesuai
12	2	1.889	-0.111	Sesuai
13	3	3.121	0.121	Sesuai

Tabel 4.4 merupakan hasil representasi dari nilai kesesuaian unsur hara pada tanaman kedelai. Pada kolom actual menginformasikan target pada daun dan predicted merupakan hasil prediksi pada system.

Dari pencocokan nilai actual dan prediksi didapatkan nilai error, pada percobaan kali ini dengan jumlah node hidden layer 70 didapatkan nilai error rata-rata 1,29. Sehingga perbandingan antara nilai target dengan nilai prediksi dapat digambarkan seperti pada grafik Gambar 4.10



Gambar 4.10 Grafik kesesuaian hara pada kedelai *hidden layer* 70

1.4.1.4 Percobaan hidden layer 80 dengan jumlah epoch 10000

Pada percobaan ini jumlah hidden layer yang digunakan sejumlah 1 layer dan node yang digunakan sebanyak 80 buah node.

Tabel 4.5 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 80

instance	actual	predicted	error	Ke-sesuaian
1	2	1.102	-0.898	Tidak Sesuai
2	2	1.421	-0.579	Tidak Sesuai
3	1	0.791	-0.209	Sesuai
4	2	-1.052	-3.052	Tidak Sesuai
5	3	2.944	-0.056	Sesuai
6	2	1.406	-0.594	Tidak Sesuai
7	3	3.113	0.113	Sesuai
8	3	3.024	0.024	Sesuai
9	2	2.455	0.455	Tidak Sesuai
10	1	1.328	0.328	Sesuai

Tabel 4.5 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 80
(sambungan)

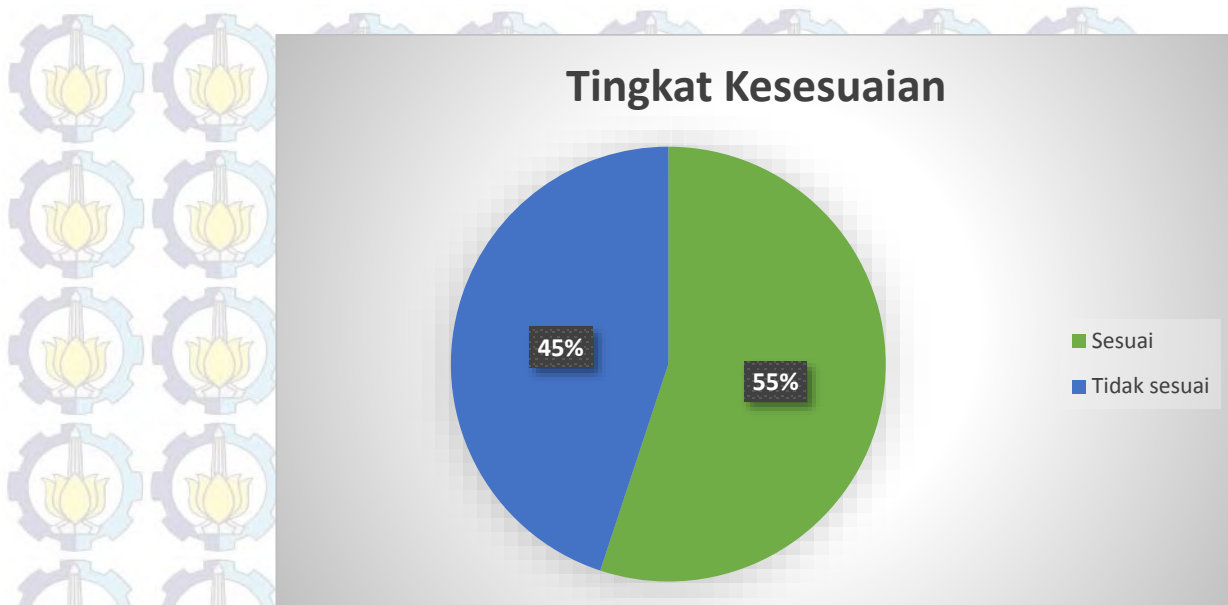
11	3	2.232	-0.768	Tidak Sesuai
12	2	2.317	0.317	Sesuai
13	2	1.794	-0.206	Sesuai
14	2	1.421	-0.579	Tidak Sesuai
1	1	2.348	1.348	Tidak Sesuai
2	1	1.897	0.897	Tidak Sesuai
3	2	3.774	1.774	Sesuai
4	2	1.925	-0.075	Sesuai
5	1	1.105	0.105	Sesuai
6	1	2.669	1.669	Tidak Sesuai
7	1	0.933	-0.067	Sesuai
8	3	2.569	-0.431	Sesuai
9	1	1.032	0.032	Sesuai
10	1	0.860	-0.140	Sesuai
11	3	2.906	-0.094	Sesuai
12	1	1.014	0.014	Sesuai
13	3	2.885	-0.115	Sesuai
14	1	0.964	-0.036	Sesuai
1	2	1.742	-0.258	Sesuai
2	3	2.624	-0.376	Sesuai
3	1	1.031	0.031	Sesuai
4	1	0.999	-0.001	Sesuai
5	2	1.847	-0.153	Sesuai
6	1	1.028	0.028	Sesuai
7	3	3.024	0.024	Sesuai
8	3	2.720	-0.280	Sesuai
9	2	1.860	-0.140	Sesuai
10	1	0.038	-0.962	Tidak Sesuai
11	3	3.024	0.024	Sesuai
12	1	0.909	-0.091	Sesuai
13	2	1.901	-0.099	Sesuai
14	3	2.747	-0.253	Sesuai
1	2	1.120	-0.880	Tidak Sesuai
2	2	1.946	-0.054	Sesuai
3	3	3.179	0.179	Sesuai
4	1	0.860	-0.140	Sesuai
5	2	1.994	-0.006	Sesuai
6	3	3.043	0.043	Sesuai
7	3	3.334	0.334	Sesuai
8	3	3.334	0.226	Sesuai
9	2	2.727	0.727	Tidak Sesuai
10	2	0.699	-1.301	Tidak Sesuai

Tabel 4.5 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 80 (sambungan)

11	2	1.697	-0.303	Sesuai
12	1	0.561	-0.439	Sesuai
13	3	2.703	-0.297	Sesuai
14	3	3.162	0.162	Sesuai
1	3	3.065	0.065	Sesuai
2	1	0.805	-0.195	Sesuai
3	2	2.036	0.036	Sesuai
4	2	2.017	0.017	Sesuai
5	3	2.982	-0.018	Sesuai
6	1	3.215	2.215	Tidak Sesuai
7	1	1.427	0.427	Sesuai
8	1	0.934	-0.066	Sesuai
9	3	3.264	0.264	Sesuai
10	3	3.147	0.147	Sesuai
11	1	0.883	-0.117	Sesuai
12	2	1.842	-0.158	Sesuai
13	3	3.255	0.255	Sesuai

Tabel 4.5 merupakan hasil representasi dari nilai kesesuaian unsur hara pada tanaman kedelai. Pada kolom actual menginformasikan target pada daun dan predicted merupakan hasil prediksi pada system.

Dari pencocokan nilai actual dan prediksi didapatkan nilai error, pada percobaan kali ini dengan jumlah node hidden layer 80 didapatkan nilai error rata-rata 0,38. Sehingga perbandingan antara nilai target dengan nilai prediksi dapat digambarkan seperti pada grafik Gambar 4.11



Gambar 4.11 Grafik kesesuaian hara pada kedelai HL 80

1.4.1.5 Percobaan hidden layer 90 dengan jumlah epoch 10000

Pada percobaan ini jumlah hidden layer yang digunakan sejumlah 1 layer dan node yang digunakan sebanyak 90 buah node.

Tabel 4.6 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 90

instance	actual	predicted	error	Ke-sesuaian
1	2	1.200	-0.800	Tidak Sesuai
2	2	1.471	-0.529	Tidak Sesuai
3	1	0.717	-0.283	Sesuai
4	2	-1.583	-3.583	Tidak Sesuai
5	3	2.860	-0.140	Sesuai
6	2	1.424	-0.576	Tidak Sesuai
7	3	3.128	0.128	Sesuai
8	3	3.041	0.041	Sesuai
9	2	2.364	0.364	Sesuai
10	1	1.275	0.275	Sesuai
11	3	2.148	-0.852	Tidak Sesuai
12	2	1.860	-0.140	Sesuai
13	2	1.345	-0.655	Tidak Sesuai
14	2	1.459	-0.541	Tidak Sesuai
1	1	2.694	1.694	Tidak Sesuai
2	1	1.963	0.963	Tidak Sesuai
3	2	3.857	1.857	Tidak Sesuai
4	2	1.788	-0.212	Sesuai
5	1	0.849	-0.151	Sesuai

Tabel 4.6 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 90
(sambungan)

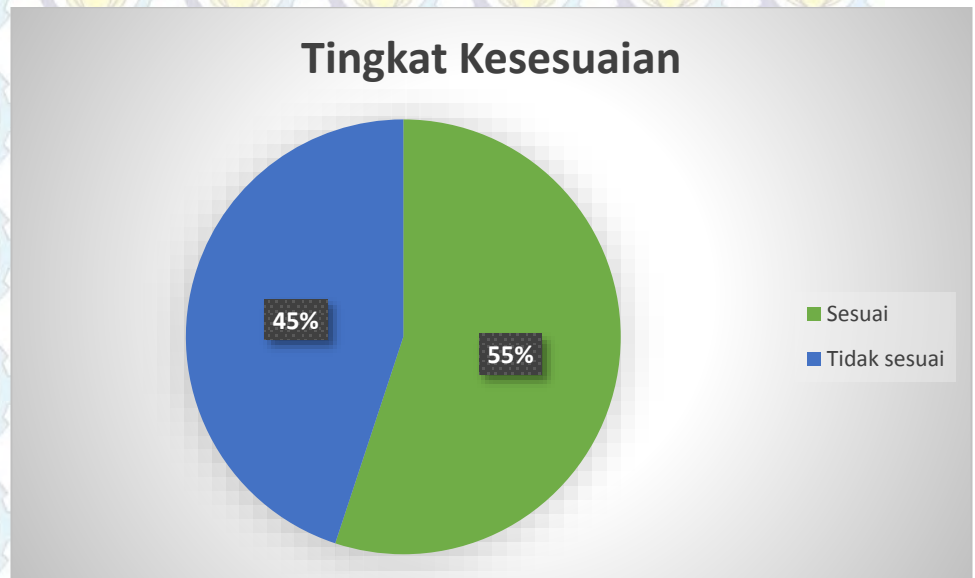
6	1	2.561	1.561	Tidak Sesuai
7	1	0.946	-0.054	Sesuai
8	3	2.464	-0.536	Tidak Sesuai
9	1	0.737	-0.263	Sesuai
10	1	0.790	-0.210	Sesuai
11	3	2.950	-0.050	Sesuai
12	1	0.981	-0.019	Sesuai
13	3	2.754	-0.246	Sesuai
14	1	0.990	-0.010	Sesuai
1	2	1.531	-0.469	Sesuai
2	3	3.501	0.501	Tidak Sesuai
3	1	1.203	0.203	Sesuai
4	1	0.852	-0.148	Sesuai
5	2	1.883	-0.117	Sesuai
6	1	0.936	-0.064	Sesuai
7	3	2.916	-0.084	Sesuai
8	3	2.852	-0.148	Sesuai
9	2	1.711	-0.289	Sesuai
10	1	0.339	-0.661	Sesuai
11	3	2.916	-0.084	Sesuai
12	1	0.970	-0.030	Sesuai
13	2	2.019	0.019	Sesuai
14	3	2.734	-0.266	Sesuai
1	2	2.544	0.544	Tidak Sesuai
2	2	1.979	-0.021	Sesuai
3	3	2.746	-0.254	Sesuai
4	1	0.970	-0.030	Sesuai
5	2	2.182	0.182	Sesuai
6	3	2.707	-0.293	Sesuai
7	3	1.745	-1.255	Tidak Sesuai
8	3	2.427	-0.573	Tidak Sesuai
9	2	2.474	0.474	Tidak Sesuai
10	2	2.608	0.608	Tidak Sesuai
11	2	1.857	-0.143	Sesuai
12	1	0.874	-0.126	Sesuai
13	3	2.675	-0.325	Sesuai
14	3	2.860	-0.140	Sesuai
1	3	1.882	-1.118	Tidak Sesuai
2	1	1.882	0.882	Tidak Sesuai
3	2	1.882	-0.118	sesuai
4	2	1.882	-0.118	sesuai
5	3	1.882	-1.118	Tidak Sesuai
6	1	1.882	0.882	Tidak Sesuai
7	1	1.882	0.882	Tidak Sesuai

Tabel 4.6 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 90 (sambungan)

8	1	1.882	0.882	Tidak Sesuai
9	3	1.882	-1.118	Tidak Sesuai
10	3	1.882	-1.118	Tidak Sesuai
11	1	1.882	0.882	Tidak Sesuai
12	2	1.882	-0.118	Sesuai
13	3	1.882	-1.118	Tidak Sesuai

Tabel 4.6 merupakan hasil representasi dari nilai kesesuaian unsur hara pada tanaman kedelai. Pada kolom actual menginformasikan target pada daun dan predicted merupakan hasil prediksi pada system.

Dari pencocokan nilai actual dan prediksi didapatkan nilai error, pada percobaan kali ini dengan jumlah node hidden layer 90 didapatkan nilai error rata-rata 0,5. Sehingga perbandingan antara nilai target dengan nilai prediksi dapat digambarkan seperti pada grafik Gambar 4.12



Gambar 4.12 Grafik kesesuaian hara pada kedelai HL 90

1.4.1.6 Percobaan hidden layer 100 dengan jumlah epoch 10000

Pada percobaan ini jumlah hidden layer yang digunakan sejumlah 1 layer dan node yang digunakan sebanyak 100 buah node.

Tabel 4.7 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 100

Instance	actual	predicted	error	Ke-sesuaian
1	2	690.087	-692.087	Tidak sesuai
2	2	1.439	-0.561	Tidak sesuai
3	1	1.021	0.021	Sesuai
4	2	1.420	-0.580	Tidak sesuai
5	3	3.071	0.071	Sesuai
6	2	1.415	-0.585	Tidak sesuai
7	3	3.100	0.100	Sesuai
8	3	3.086	0.086	Sesuai
9	2	2.582	0.582	Tidak sesuai
10	1	1.441	0.441	Tidak sesuai
11	3	2.240	-0.760	Tidak sesuai
12	2	2.765	0.765	Tidak sesuai
13	2	2.287	0.287	Sesuai
14	2	1.417	-0.583	Tidak sesuai
1	1	2.715	1.715	Tidak sesuai
2	1	1.941	0.941	Tidak sesuai
3	2	3.597	1.597	Tidak sesuai
4	2	1.844	-0.156	Sesuai
5	1	0.857	-0.143	Sesuai
6	1	2.533	1.533	Tidak sesuai
7	1	0.972	-0.028	Sesuai
8	3	2.462	-0.538	Tidak sesuai
9	1	0.708	-0.292	Sesuai
10	1	0.770	-0.230	Sesuai
11	3	2.932	-0.068	Sesuai
12	1	0.987	-0.013	Sesuai
13	3	2.768	-0.232	Sesuai
14	1	1,000	0	Sesuai
1	2	1.848	-0.152	Sesuai
2	3	1.758	-1.242	Tidak sesuai
3	1	1.276	0.276	Sesuai
4	1	1.160	0.160	Sesuai
5	2	2.094	0.094	Sesuai
6	1	1.666	0.666	Tidak sesuai
7	3	2.744	-0.256	Sesuai
8	3	1.370	-1.630	Tidak sesuai
9	2	1.959	-0.041	Sesuai
10	1	0.936	-0.064	Sesuai

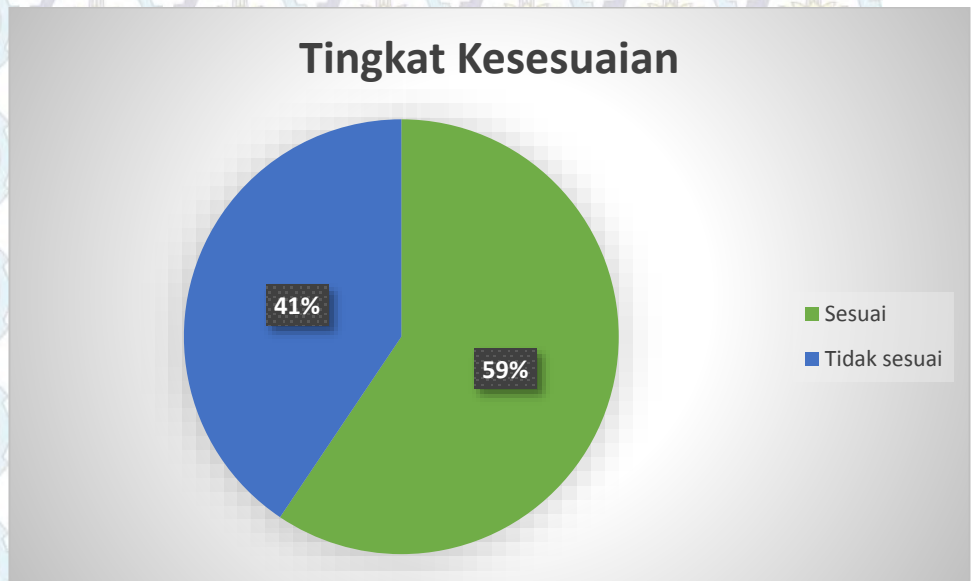
Tabel 4.7 Prediksi kesesuaian hara kedelai pada hiddenlayer 100 (sambungan)

11	3	2.744	-0.256	Sesuai
12	1	0.945	-0.055	Sesuai
13	2	2.102	0.102	Sesuai
14	3	2.619	-0.381	Tidak sesuai
1	2	1.678	-0.322	Sesuai
2	2	2.065	0.065	Sesuai
3	3	3.060	0.060	Sesuai
4	1	1.075	0.075	Sesuai
5	2	1.823	-0.177	Tidak sesuai
6	3	2.938	-0.062	Sesuai
7	3	2.742	-0.258	Sesuai
8	3	3.072	0.072	Sesuai
9	2	1.761	-0.239	Sesuai
10	2	1.562	-0.438	Tidak sesuai
11	2	1.500	-0.500	Tidak sesuai
12	1	1.206	0.206	Sesuai
13	3	3.120	0.120	Sesuai
14	3	3.039	0.039	Sesuai
1	3	1.882	-1.118	Tidak sesuai
2	1	1.882	0.882	Tidak sesuai
3	2	1.882	-0.118	Sesuai
4	2	1.882	-0.118	Sesuai
5	3	1.882	-1.118	Tidak sesuai
6	1	1.882	0.882	Tidak sesuai
7	1	1.882	0.882	Tidak sesuai
8	1	1.882	0.882	Tidak sesuai
9	3	1.882	-1.118	Tidak sesuai
10	3	1.882	-1.118	Tidak sesuai
11	1	1.882	0.882	Tidak sesuai
12	2	1.882	-0.118	Sesuai
13	3	1.882	-1.118	Tidak sesuai

Tabel 4.7 merupakan hasil representasi dari nilai kesesuaian unsur hara pada tanaman kedelai. Pada kolom actual menginformasikan target pada daun dan predicted merupakan hasil prediksi pada system.

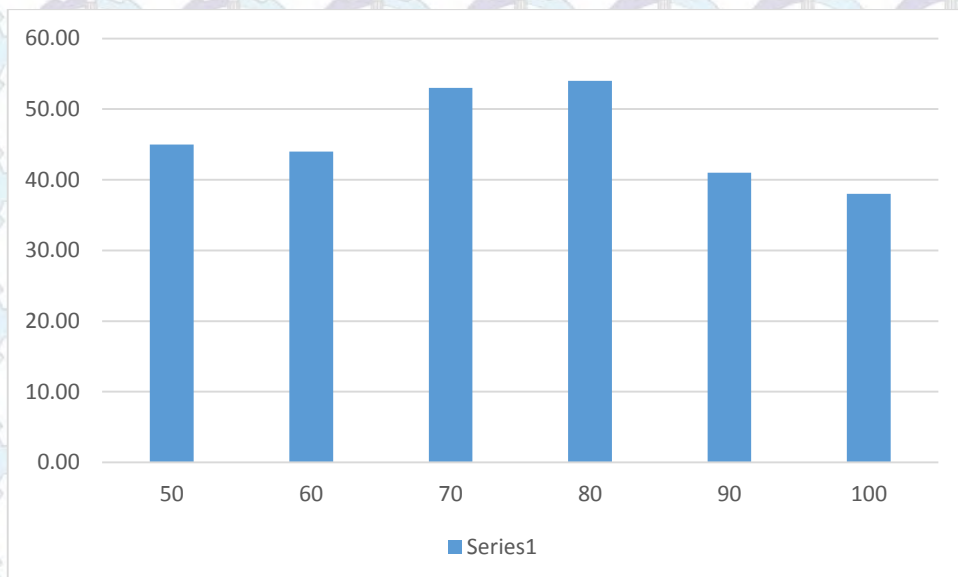
Dari pencocokan nilai actual dan prediksi didapatkan nilai error, pada percobaan kali ini dengan jumlah node hidden layer 90 didapatkan nilai error rata-rata 10,48. Sehingga perbandingan antara

nilai target dengan nilai prediksi dapat digambarkan seperti pada grafik Gambar 4.13



Gambar 4.13 Grafik kesesuaian hara pada kedelai HL 100

Berdasarkan percobaan diatas hasil prediksi data testing yang diperoleh dari perubahan hidden layer 50, 60, 70, 80, 90 dan 100 dengan nilai *epoch* stabil pada 10000. Hal ini tergambar pada Gambar 4.14



Gambar 4.14 grafik iterasi pada *hiddenlayer*

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini berhubungan dengan klasifikasi kekurangan unsur hara pada tanaman kedelai dengan membedakan fitur daun kekurangan unsur nitrogen, kekurangan unsur phosphor dan kekurangan unsur kalium. Dari hasil penelitian yang dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa perbedaan kekurangan unsur hara pada pertumbuhan tanaman kedelai memungkinkan untuk dilakukan karena pola bercak flek pada masing-masing daun dapat dipolakan dengan warna, nitrogen bercak flek terlihat lebih menyeluruh dominan pada badan daun, phosphor bercak flek cenderung mengarah pada badan daun hingga terlihat rusuk daun, dan kalium bercak flek ditemukan secara tidak merata pada daun dan cenderung berwarna lebih terang. Nilai bercak flek pada masing-masing kekurangan hara *nitrogen*, *phosphor*, dan *kalium* berhasil dibedakan dengan menggunakan *Grey Level Co-ocurance* matriks.

Hasil klasifikasi dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan pada percobaan ini tingkat keberhasilan tidak tergantung pada jumlah node. Hal ini terlihat pada gambar 4.13 nilai tingkat keberhasilan tercapai pada node *hidden layer* 80.

5.2. Saran

Penelitian ini masih memungkinkan untuk dilakukan penelitian lebih lanjut, diantaranya :

1. Penetapan usia daun yang digunakan dalam klasifikasi juga perlu ditetapkan, karena berpengaruh pada warna yang mendominasi tekstur daun, seperti daun yang berusia lebih muda warna didominasi kuning atau ungu, jika sudah dewasa akan berubah menjadi warna hijau.
2. Penggunaan fitur bentuk daun juga penting untuk diperhitungkan, mengingat secara kasat mata, jenis kedelai yang berbeda juga mempunyai bentuk daun

yang sedikit berbeda.

3. Sistem yang dikembangkan penulis ini masih bekerja secara offline, dimana identifikasi dilakukan pada citra diluar proses pengambilan secara langsung. Perlu diintegrasikan dengan media kamera agar sistem dapat bekerja secara online dan real time.

DAFTAR PUSTAKA

- 1) Atınç Yılmaz, Kürsat Ayan, Enes Adak, 2011, Risk Analysis In Cancer Disease By Using Fuzzy Logic, IEEE, 78-1-61284-968-3/11
- 2) A.Meunkaewjinda, P.Kumsawat, K.Attakitmongcol, A. Srikaew, 2008, Grape Leaf Disease Detection From Color Imagery Using Hybrid Intelligent System, IEEE, 978-1-4244-2101-5/08
- 3) Chih-Lyang Hwang, Li-Jui Chang, 2008, Internet-Based Smart-Space Navigation of a Car-Like Wheeled Robot Using Fuzzy-Neural Adaptive Control, IEEE, 1063-6706
- 4) Hong-ning Li, Jie Feng, Wei-ping Yang, dkk, 2011, Spectrum-based method for quantitatively detecting diseases on cucumber leaf, 4th International Congress on Image and Signal Processing
- 5) Jun Pang, Zhong-ying Bai, 2011, Automatic Segmentation of Crop Leaf Spot Disease Images by Integrating Local threshold and Seeded Region Growing, IEEE, 978-1-61284-881-5/11
- 6) Libo Liu, Guomin Zhou, 2009, *Extraction of the Rice Leaf Disease Image Based on BP Neural Network*, IEEE, 978-1-4244-4507-3/09
- 7) Liqun Han, 2008, Recognition of the Part of Growth of Flue-Cured Tobacco Leaves Based on Support Vector Machine, IEEE, 978-1-4244-2114-5/08
- 8) Mauridhi Hery P; Agus Kurniawan, *Supervised Neural Networks dan Aplikasinya*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2006.
- 9) Qing Yao, Zexin Guan, Yingfeng Zhou, Jian Tang, Yang Hu, Baojun Yang, 2009, Application of support vector machine for detecting rice diseases using shape and color texture features, IEEE, 978-0-7695-3655-2/09
- 10) Santanu Phadik ar, Jaya Sil, 2008, Rice Disease Identification using Pattern Recognition Techniques, IEEE, 1-4244-2136-7/08
- 11) Shen Weizheng, Wu Yachun Chen zhanliang, Wei Hongda, 2008, Grading Method of Leaf Spot Disease Based on Image Processing, IEEE, 978-0-7695-3336-0/08
- 12) Xiguang Yang, Wenyi Fan, Ying Yu, 2009, Leaf and Canopy Chlorophyll Content Retrieval from Hyperspectral Remote Sensing Imagery, IEEE, 978-1-4244-2787-1/09

- 
- 13) Zhang Jian, Zhang Wei., 2010, Support Vector Machine For Recognition Of Cucumber Leaf Diseases, IEEE, 978-1-4244-5848-6/10
 - 14) Adisarwanto, 2007, Peluang Peningkatan Produktifitas Kedelai Di Lahan Sawah, Litbang Pertanian, Ejournal Vol.2 No.2
 - 15) Adisarwanto, T dan Wudianto, R., 2008. Meningkatkan Hasil Panen Kedelai. Penebar Swadaya, Jakarta.
 - 16) Hardjowigeno, S. 1995. Ilmu Tanah. Akademika pressindo, Jakarta.
 - 17) Chris Solomon, Toby Breckon, 2010. Fundamental OF Digital Image Processing, ISBN: 978-0-470-84472-4
 - 18) Haralick, R.M., Shanmuga, M.K., Dinstein, I. 1973. Textural feature for image classification, IEE Transaction on System, Man, and Cybernetics 610–621
 - 19) Gonzalez, R.C., Woods, R.E., Eddins, S.L. 2004. Digital Image Processing using MATLAB, Prentice Hall.
 - 20) Galloway Mary M, 1975, Texture Analysis Gray Level Run Lengths, Computer Graphic And Image Processing 172-179
 - 21) Suhartina, Purwantoro, Abdullah Taufiq, Novita Nugrahaeni. 2013. Panduan Roguing Tanaman dan Pemeriksaan Benih Kedelai, ISBN: 978-602-95497-3-7

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama : Moch. Syahrul Munir
Tempat dan Tanggal Lahir : Surabaya, 11 Desember 1989
Alamat : Dsn. Semaji RT:12/ RW:04 Kemasan,
Krian, Sidoarjo
Telp / Hp : 031-8794741 / 081554455741
Jenis Kelamin : Laki-laki
Status Perkawinan : Belum Menikah
Kewarganegaraan : Indonesia
Suka Bangsa : Jawa
Agama : Islam
E-mail : syahrul.attraktiv@gmail.com



PENDIDIKAN

2005 - 2001 : MI Al-Ahmad Mojasantren Krian
2001 - 2004 : MtsN Junwangi Krian
2004 - 2007 : Sekolah Menengah Atas (SLTA) Wachid Hasyim 2
Taman Sidoarjo
2007 - 2010 : UPN "Veteran" Jatim Fakultas Teknologi Industri,
Jurusan Teknik Informatika (Strata-1)
2010 - Sekarang : S2 ITS, Jaringan Cerdas Multimedia (Tahun Masuk
Genap 2010/2011)

PENELITIAN & KARIER

2006	:	Liga Matematika 2006, tingkat SMA dan sederajat Se-jawa
2007	:	2007 "Building and racing boat model" Competition – ITS Surabaya
2008	:	Asisten Praktikum Struktur Data Tahun Ajaran 2008/2009 Lab. Bahasa pemrograman – UPN "Veteran" Jatim
	:	PKM 2008 : Antena Wifi
2009	:	Instruktur Pelatihan Pemrograman C++ dan Java, Lab. Bahasa pemrograman – UPN "Veteran" Jatim
	:	Information and communication Technology International Seminar (ITIS) 2009
	:	Seminar Temu Usaha Dalam rangka Peningkatan Kandungan Lokal LHE (Lampu Hemat Energi)

	:	Piagam Penghargaan Gerak Jalan Perjuangan Mojokerto – Surabaya, Kategori beregu
	:	Seminar Sosialisasi Standar Nasional Indonesia 2009
	:	Asisten Praktikum Bahasa Pemrograman I dan II Tahun Ajaran 2009/2010 Lab. Bahasa pemrograman – UPN "Veteran" Jatim
	:	Peserta Seminar SNI "Sosialisasi Standart Nasional Indonesia 2009"
	:	Peserta Seminar Nasional Teknologi Informasi "Hukum Telematika"
	:	Instruktur Pembuatan E-Commerce untuk UKM di Delapan Kota Jawa Timur
2010	:	Penelitian Rancangan Smart GreenHouse Dengan Teknologi Mobile Untuk Efisiensi Tenaga Dan Waktu Dalam Pengelolaan Tanaman –kerjasama dengan badan Litbang dan BPTP provinsi JATIM
2011	:	Penelitian "Sistem Peringatan Dini Tingkat Kekeringan Dan Penyusunan Pola Tanam Kaitannya Dengan Perubahan Iklim Global Berbasis Teknologi Mobile" dengan KKP3T - Kementan
	:	Instruktur Pelatihan Jaringan Komputer Untuk UKM di Jawa Timur
	:	Intruksur Pelatihan Dan Pembuatan Blog Sebagai Sarana Promosi Dan Penjualan Produk di UKM Jawa Timur
2012	:	Pelatihan Teknisi Komputer dan Maintenance serta Instalasi Jaringan untuk UKM di Jawa Timur
	:	Pelatihan Multimedia Bagi Industri Kecil dan Menengah untuk UKM di Jawa Timur
	:	Penelitian Dosen Muda "APLIKASI METODE ALCOPEEC (ALERT CORRELATION & PEER TO PEER COLLABORATION) UNTUK SISTEM DETEKSI SERANGAN HACKER PADA JARINGAN TERSEBAR" di UPN Veteran "JATIM"
	:	Panitia Seminar Nasional "SANTIKA" di UPN VETERAN "JATIM"

Surabaya, Januari 2016

Moch. Syahrul Munir, S.Kom

