

**APLIKASI JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN ANALISIS KOMPONEN UTAMA
UNTUK SORTASI MENTIMUN**

*(The Application of Artificial Neural Network and Principal Component
Analysis for
Cucumbers Selection and Grading)*

Kudang B. Seminar¹, Marimin² dan Teguh Ferianto³

¹Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian

²Jurusan Teknologi Industri Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian

³Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Pertanian Bogor

Abstract

This paper discusses the development of a software prototype for cucumbers selection and grading by applying Standard Backpropagation Neural Network (SBPNN) and Principal Component Analysis (PCA). The prototype has been tested to recognize cucumbers based on their shapes (i.e. straight or non-straight cucumbers). Cucumbers' images data were expressed in eight position of rotational axes: 0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, 315°. The implemented system can recognized 100 % of all tested straight cucumbers and 75% of all tested non-straight cucumbers. The performance implemented SBPNN was also compared to another system called Probabilistic Neural Network (PNN). The results shows that SBPNN is better than PNN in time execution; however PNN is better than SBPNN in generalization or recognition accuracy.

Keywords : *Backpropagation Neural Network, Principal Component Analysis, cucumber sortation.*

Abstrak

Paper ini mendiskusikan pengembangan prototipe perangkat lunak untuk sortasi mentimun dengan menerapkan jaringan syaraf Propagasi Balik Standar dan Analisis Komponen Utama (*Principal Component Analysis/PCA*). Ruang lingkup penelitian adalah pengenalan mentimun hanya diamati dari segi bentuk buah yang lurus dan data citra mentimun diekspresikan dalam delapan variasi sumbu rotasi yaitu 0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, 315°. Secara garis besar, sistem dibagi menjadi dua bagian yaitu pelatihan data dan sortasi mentimun. Pada bagian pelatihan data, sistem membutuhkan masukan data pelatihan. Data tersebut berupa matriks citra yang telah direduksi dengan menggunakan PCA. Keluaran pada bagian ini meliputi jumlah epoch dan waktu pelatihan. Sementara itu pada bagian sortasi mentimun, sistem membutuhkan masukan data pengujian berupa citra mentimun. Keluaran sistem pada bagian ini adalah hasil pengenalan dan waktu pengujian. Untuk mengetahui kinerja dari jaringan syaraf tiruan Propagasi Balik Standar, dilakukan uji banding dengan metode pembelajaran yang lain yaitu jaringan syaraf tiruan Probabilistik. Hasil uji banding menunjukkan bahwa generalisasi yang dihasilkan oleh jaringan syaraf tiruan Probabilistik lebih baik daripada generalisasi yang dihasilkan oleh jaringan syaraf tiruan Propagasi Balik Standar.

Kata kunci : Jaringan syaraf Propagasi Balik Standar, Analisis Komponen Utama, Sortasi mentimun.

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Salah satu bagian dari agroindustri yang mempunyai potensi diterapkannya komputerisasi adalah proses *grading* dari hasil panen. Pada proses ini hasil panen diseleksi untuk dibagi ke dalam tingkatan-tingkatan kualitas sesuai dengan standar yang ditentukan.

Sortasi hasil panen dalam jumlah besar akan sulit apabila dilakukan secara manual. Hal ini disebabkan oleh konsumsi waktu yang besar, kebutuhan tenaga kerja yang tinggi, dan ketidaktepatan. Oleh karena itu, dengan memanfaatkan hasil penelitian tentang metode pengklasifikasian pola untuk pengenalan suatu objek yang telah dilakukan sebelumnya, maka diharapkan dapat dikembangkan suatu alat yang dapat menyeleksi suatu hasil panen untuk mendapatkan komoditi yang berkualitas baik dan siap dipasarkan.

Mentimun selain merupakan salah satu komoditi hasil pertanian yang banyak dikonsumsi masyarakat, juga mudah didapatkan. Ketersediaan mentimun yang cukup tinggi serta besarnya kebutuhan masyarakat akan mentimun itu sendiri, menarik perhatian penulis untuk melakukan penelitian tentang mentimun. Salah satu ciri mentimun yang berkualitas baik adalah buahnya bulat memanjang dan lurus (Soewito, 1990).

Salah satu metode untuk melakukan proses pengenalan mentimun adalah dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*). Jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) merupakan sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik kinerja tertentu yang menyerupai jaringan syaraf biologi (Fauset, 1994). Sementara itu, salah satu teknik untuk mereduksi dimensi data citra adalah Analisis Komponen Utama (*Principal Component Analysis*).

Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah :

1. Mengimplementasikan dan menganalisa kinerja jaringan syaraf tiruan Propagasi Balik Standar untuk sortasi mentimun berdasarkan bentuk yang lurus dan tak lurus (bengkok).
2. Membuat prototipe perangkat lunak dan uji coba sistem sortasi serta uji banding dengan metode pembelajaran yang lain yaitu *Probabilistic Neural Network (PNN)*.

Ruang Lingkup

Ruang lingkup penelitian ini adalah :

- Pengenalan mentimun hanya diamati dari segi bentuk buah yang lurus dan tak lurus (bengkok). Data citra mentimun diekspresikan dalam delapan variasi sumbu rotasi yaitu 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° , dan 315° .

Luaran dan Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan luaran berupa sistem yang dapat melakukan pembelajaran dan pengenalan terhadap masukan yang diumpangkan ke dalam sistem. Manfaat yang diharapkan adalah sistem ini dapat dikembangkan lebih lanjut menjadi aplikasi sortasi mentimun yang dapat digunakan pada bidang agroindustri yang berskala besar.

TINJAUAN PUSTAKA

Representasi Citra Digital

Citra *monochrome* atau citra merupakan fungsi intensitas cahaya dua-dimensi $f(x)$, dimana x dan y menunjukkan koordinat spasial dan nilai f pada setiap titik (x,y) adalah kecerahan atau tingkat keabuan (*gray level*) citra pada titik tersebut (Gonzales & Woods, 1993).

Sebuah citra digital dapat dianggap sebagai sebuah matriks dimana baris dan kolom menunjukkan sebuah titik pada citra dan nilai-nilai elemen matriks yang bersesuaian menunjukkan tingkat keabuan pada titik tersebut. Elemen-elemen yang berbentuk *array* digital

tersebut disebut *image elements*, *picture elements*, *pixels*, atau *pels*.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \Lambda & f(0,n) \\ f(1,0) & f(1,1) & \Lambda & f(1,n) \\ \text{M} & \text{M} & \text{M} & \text{M} \\ f(m,0) & f(m,1) & \Lambda & f(m,n) \end{bmatrix}$$

Representasi citra digital dapat berupa citra dalam skala keabuan dengan format 8-bit dan citra berwarna dengan format 24-bit. Citra dengan modus skala keabuan dengan format 8-bit memiliki 256 tingkat keabuan atau intensitas warna. Nilai tersebut berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menunjukkan tingkat paling gelap (hitam) sedangkan nilai 255 menunjukkan tingkat paling terang (putih). Skala tersebut yang kemudian akan digunakan dalam pengenalan mentimun.

Normalisasi

Pada normalisasi, nilai setiap pixel dikurangi dengan nilai rata-rata pixel kemudian dibagi dengan standar deviasinya.

$$\begin{aligned} \text{rata-rata} &= \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \\ \text{stdev} &= \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \text{rata-rata})^2} \\ \text{pixel_normal}_i &= (p_i - \text{rata-rata}) / \text{stdev} \end{aligned}$$

Analisis Komponen Utama

Analisis Komponen Utama (*Principal Component Analysis/PCA*) atau disebut juga transformasi Karhunen-Loeve, mentransformasikan data citra ke sumbu-sumbu yang saling ortogonal sehingga komponen-komponen pada data citra tersebut tidak saling berkorelasi satu sama lain. Selain itu, Analisis Komponen Utama juga mengeliminasi komponen-komponen yang memiliki variasi keragaman yang kecil.

Menurut Johnson & Wichern (1988), proporsi 80% sampai 90% mampu mewakili data asli tanpa banyak kehilangan informasi.

Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) merupakan sistem

pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik kinerja tertentu yang menyerupai jaringan syaraf biologi.

Menurut Fauset (1994), JST dicirikan oleh :

- Pola hubungan antara neuron-neuronnya, disebut arsitektur.
- Metode penentuan bobot (*weight*) pada hubungan, disebut pelatihan (*training*), pembelajaran (*learning*), atau algoritma.
- Fungsi aktivasinya.

Jaringan Syaraf Propagasi Balik Standar

Jaringan syaraf Propagasi Balik Standar (*standard backpropagation*) merupakan salah satu jaringan syaraf tiruan dengan arsitektur lapis jamak (*multilayer*) yang terdiri dari satu lapis masukan (*input layer*), satu atau lebih lapis tersembunyi (*hidden layer*) dan satu lapis keluaran (*output layer*). Fungsi dari lapis masukan adalah untuk meneruskan masukan (*input*) namun tidak melakukan komputasi, sedangkan lapis tersembunyi dan lapis keluaran melakukan komputasi.

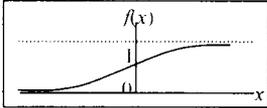
Prosedur yang umum dalam menginisialisasi bobot dan bias adalah memilih secara acak nilai pada selang -0.5 sampai 0.5 atau selang lainnya yang sesuai. Insialisasi bobot yang lain adalah inialisasi Nguyen-Widrow. Inialisasi ini lebih mempercepat proses pelatihan dibanding dengan inialisasi secara acak.

Nilai laju pembelajaran yang digunakan pada JST Propagasi Balik Standar bergantung pada karakteristik pola yang akan dipelajari. Nilai tersebut digunakan sembarang namun pada umumnya adalah 0.1.

Pada proses pelatihan, JST Propagasi Balik Standar melewati tiga tahapan (Fauset, 1994), yaitu tahap panjar maju (*feedforward*) dari pola pelatihan masukan, komputasi dan propagasi balik dari galat (*error*) yang bersesuaian, dan penyesuaian bobot.

Setelah melewati proses pelatihan,

aplikasi dari jaringan hanya melibatkan komputasi pada tahap panjar maju.



Gambar 1. Grafik fungsi aktivasi sigmoid biner.

Fungsi aktivasi yang digunakan pada JST Propagasi Balik Standar adalah fungsi sigmoid biner (Gambar 1) yang memiliki *range* (0,1) dan didefinisikan sebagai berikut (Fauset, 1994) :

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

Fungsi ini kontinu dengan turunannya adalah :

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)]$$

Fungsi $f(x)$ digunakan pada saat menghitung aktivasi pada tahap panjar maju sedangkan $f'(x)$ digunakan pada tahap propagasi balik.

Probabilistic Neural Network (PNN)

JST ini dikembangkan dengan menggunakan ide dari teori kemungkinan klasik. PNN merupakan varian dari JST *radial basis function* yang dapat digunakan untuk klasifikasi pola (Mathwork, 1999). PNN terdiri dari tiga lapis yaitu lapis masukan, lapis tersembunyi, dan lapis keluaran.

Cara kerja dari PNN dapat diuraikan sebagai berikut. Pada saat jaringan menerima masukan berupa vektor pengujian, lapis masukan menghitung jarak dari vektor pengujian ke vektor-vektor pada pelatihan dan menghasilkan sebuah vektor yang elemen-elemennya mengindikasikan seberapa dekat vektor pengujian ke vektor pelatihan. Lapis keluaran menjumlahkan kontribusi untuk masing-masing kelas dari vektor pengujian untuk menghasilkan vektor kemungkinan (*probability*). Akhirnya, fungsi transfer *compete* pada hasil dari lapis keluaran mengambil nilai maksimum dari kemungkinan-

kemungkinan dan menghasilkan nilai satu untuk kelas tersebut dan nilai 0 untuk kelas lainnya.

Mentimun

Mentimun (*Cucumis sativus* L.) adalah tanaman semusim yang sifatnya menjalar dengan mempergunakan alat pegangan yang berbentuk spiral (Soewito, 1990).

Menurut Soewito, buah mentimun yang berkualitas baik dapat dicirikan sebagai berikut :

1. Warnanya hijau (ada juga jenis mentimun yang warnanya agak keputih-putihan), dan cerah.
2. Buahnya bulat memanjang dan lurus (tidak bengkok).
3. Tidak cacat dan tidak berpenyakit. Biasanya buah mentimun yang diserang hama bentuknya bengkok (melingkar) dan pada pangkal buahnya berlubang-lubang kecil.

METODE PENELITIAN

Kerangka Pemikiran

Untuk dapat mengembangkan suatu alat yang dapat digunakan untuk menyeleksi hasil panen, terlebih dahulu dilakukan penelitian yang berkaitan dengan pengenalan pola hasil panen tersebut. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan pengenalan terhadap pola tertentu adalah jaringan syaraf tiruan.

Dalam melakukan pengenalan kadang kala JST membutuhkan waktu yang lama. Hal ini disebabkan karena besarnya ukuran dimensi dari data yang menjadi masukan bagi jaringan. Untuk mengatasi hal tersebut, ada baiknya dimensi dari data tersebut direduksi sehingga menghasilkan dimensi yang lebih kecil. Salah satu teknik untuk mereduksi dimensi data citra adalah Analisis Komponen Utama (*Principal Component Analysis*).

Pengambilan Contoh

Contoh mentimun yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari beberapa lokasi, yaitu pasar Anyar,

pasar Bogor, toserba Ngesti dan supermarket Hero dengan jumlah yang sama. Kemudian dari semua contoh tersebut, dilakukan pengelompokan mentimun ke dalam dua kategori yaitu kategori lurus dan kategori bengkok. Dari masing-masing kategori, dilakukan pengambilan contoh secara acak yang menghasilkan mentimun lurus sebanyak 40 buah dan mentimun bengkok sebanyak 20 buah.

Pengolahan Citra

Citra mentimun dihasilkan dengan menggunakan kamera digital. Citra ini mempunyai format JPG dan mode RGB. Mentimun dipotret dengan sudut pengambilan gambar lurus. Citra mentimun dibagi menjadi dua kelompok, yaitu kelompok A adalah citra mentimun yang berbentuk lurus dan kelompok B adalah citra mentimun yang berbentuk bengkok dengan masing-masing berjumlah 10 kelas. Masing-masing kelas terdiri dari 8 citra dari satu mentimun yang sama dengan variasi posisi, yaitu posisi normal, dan rotasi searah jarum jam dengan sumbu putar adalah pusat massa dari mentimun tersebut. Besarnya rotasi yaitu 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, dan 315°.

Semua citra yang digunakan diubah ke dalam format PCX dan mode 256 keabuan dengan ukuran 50x50 pixel. Hal ini dilakukan untuk mempermudah proses pengolahan. Untuk mendapatkan format, mode serta ukuran tersebut digunakan perangkat lunak Adobe Photoshop 6.0. Mula-mula citra diubah ke dalam format PCX dengan mode 256 kemudian diubah menjadi citra berukuran 50x50 pixel.

Parameter Pengenalan Mentimun

Dalam penelitian ini digunakan parameter yang disebut generalisasi yang digunakan untuk mengukur tingkat pengenalan jaringan dalam mengenali sejumlah pola yang diberikan. Generalisasi dapat ditulis sebagai berikut (Setiawan, 1999) :

$$Generalisasi = \frac{jumlah\ pola\ yang\ dikenali}{jumlah\ seluruh\ pola} \times 100\%$$

Struktur JST Propagasi Balik Standar yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Struktur JST Propagasi Balik Standar

| Karakteristik | Spesifikasi |
|--------------------|-----------------|
| Arsitektur | Feedforward |
| Neuron lapis | Dimensi PCA |
| Neuron lapis | 10 – 100 |
| Neuron lapis | Definisi target |
| Inisialisasi bobot | Nguyen - |
| Fungsi aktivasi | Sigmoid biner |
| Toleransi galat | 0.01, 0.005, |
| Laju pembelajaran | 0.1, 0.2, 0.3 |

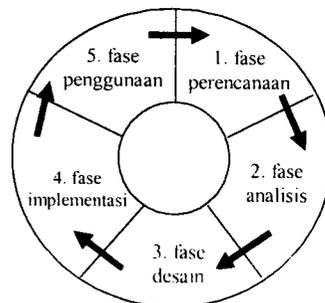
Jumlah neuron pada lapis keluaran disesuaikan dengan target citra mentimun yang digunakan. Target pada JST Propagasi Balik Standar dapat direpresentasikan dalam bentuk kombinasi angka 1 dan 0. Jumlah kombinasi yang digunakan sebanyak dua karena penelitian hanya mengamati bentuk mentimun yang terdiri dari dua jenis yaitu lurus dan bengkok (Tabel 2).

Tabel 2. Definisi Target

| Bentuk | Targ |
|---------|------|
| Lurus | 10 |
| Bengkok | 01 |

Tahap Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem ini mengikuti tahapan-tahapan pengembangan sistem yang dikemukakan oleh McLeod (1995). Siklus hidup dapat dilihat pada Gambar 2.



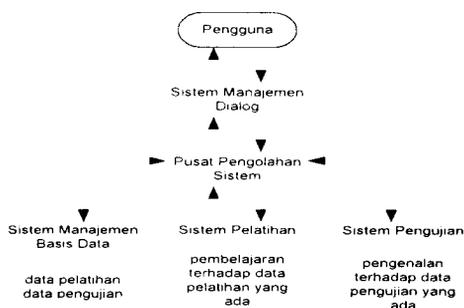
Gambar 2. Lima fase Siklus Hidup Sistem.

RANCANG BANGUN SISTEM

Kerangka Model

Sistem ini dikembangkan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab versi 6.5 untuk perhitungan matematis/komputasi dan Adobe Photoshop 6.0 untuk pengolahan citra mentimun. Pembangunan sistem ini bertujuan untuk mempermudah proses sortasi mentimun ke dalam dua kategori yaitu mentimun lurus dan mentimun bengkok.

Secara garis besar, sistem ini terdiri dari tiga komponen yaitu sistem manajemen basis data, sistem pelatihan, dan sistem pengujian. Ketiga komponen tersebut dapat saling berinteraksi satu sama lain melalui pusat pengolahan sistem. Pusat pengolahan sistem ini memperoleh sinyal dari sistem manajemen dialog yang bersifat interaktif dengan pengguna. Kerangka model sistem dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Kerangka model sistem.

Pada sistem manajemen basis data, data disimpan dalam bentuk file dalam suatu *folder*. Data citra untuk pelatihan disimpan dalam *folder* Data Pelatihan sedangkan data citra untuk pengujian disimpan dalam *folder* Data Pengujian.

Sebelum melakukan pengenalan, sistem terlebih dahulu melakukan pelatihan (pembelajaran) terhadap data-data pelatihan (*training set*). Proses ini dilakukan oleh sistem pelatihan. Jika sistem menerima masukan berupa data baru maka

sistem harus melakukan pembelajaran ulang agar pola-pola dari data baru yang diumpungkan ke dalam sistem dapat dikenal.

Pada sistem pengujian, sistem melakukan pengenalan terhadap data-data yang diumpungkan ke dalam sistem sebagai data pengujian.

Desain Sistem

Sistem ini merupakan prototipe perangkat lunak untuk sortasi mentimun dengan menggunakan Analisis Komponen Utama dan JST Propagasi Balik Standar. Desain sistem dapat dilihat pada Gambar 4.

1. Desain Masukan

Pada tahap pelatihan, data masukan berupa kumpulan citra untuk pelatihan (*training set*) sebanyak 160 buah yaitu 80 buah untuk masing-masing kelompok (kelompok A dan B). Pada percobaan untuk mencari nilai yang optimal untuk jumlah neuron tersembunyi, toleransi galat serta laju pembelajaran digunakan data masukan berupa kumpulan citra untuk pengujian (*test set*) sebanyak 160 buah yang terdiri dari 80 citra dari kelompok A dan 80 citra dari kelompok B yang dimasukkan ke dalam sistem secara satu per satu. Sementara itu, untuk sortasi mentimun digunakan data masukan berupa citra mentimun yang dimasukkan ke dalam sistem secara satu per satu.

2. Desain Proses

Proses pada sistem ini dibagi atas tiga tahap, yaitu:

a. Proses Masukan

Proses pada tahap ini berfungsi untuk memasukkan data yang diperlukan dalam proses pengenalan mentimun.



Gambar 4. Bagan alir (flowchart) sistem.

b. Proses Pengenalan Citra

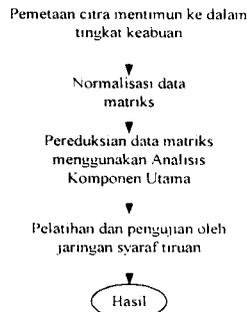
Proses pengenalan berfungsi untuk melakukan pengenalan terhadap citra mentimun yang diumpangkan ke dalam sistem. Proses pengenalan mentimun dalam penelitian ini terdiri dari tiga tahapan, yaitu :

1. Tahap Masukan Data
Citra mentimun dipetakan ke dalam tingkat keabuan kemudian diproses menjadi vektor baris yang disebut vektor citra.
2. Tahap Pra-proses
Pra-proses I : Normalisasi.
Pra-proses II : PCA.
3. Tahap Jaringan Syaraf Tiruan
Tahap Pelatihan.
Tahap Pengujian.

Diagram proses ini ditunjukkan pada Gambar 5.

Citra mentimun pertama kali dipetakan ke dalam tingkat keabuan kemudian hasil dari pemetaan tersebut diproses sehingga menghasilkan data berupa matriks citra. Pada tahap berikutnya, matriks citra pada kumpulan data pelatihan diproses menggunakan Analisis Komponen Utama untuk mendapatkan vektor ciri dan proporsi dari vektor ciri yang kemudian digunakan untuk membentuk dimensi baru dari matriks citra.

Pada tahap Pra-proses I dilakukan normalisasi terhadap data matriks citra. Setelah melewati tahap Pra-proses II maka dihasilkan matriks citra dengan dimensi yang lebih kecil.



Gambar 5. Diagram proses pengenalan mentimun.

Setelah diperoleh matriks citra dengan dimensi yang telah tereduksi kemudian matriks citra tersebut dimasukkan ke dalam JST Propagasi Balik Standar untuk dilakukan proses pelatihan dan pengujian. Hasil dari proses pengujian merupakan hasil pengenalan terhadap citra yang menjadi masukan pada proses pengujian. Pada proses pengujian juga dilakukan pengamatan terhadap tingkat keakuratan sistem dalam melakukan pengenalan berdasarkan parameter pengenalan mentimun.

c. Proses Keluaran

Hasil pengenalan mentimun dapat ditampilkan pada layar komputer.

3. Desain Keluaran

Tujuan desain keluaran adalah untuk memudahkan pengguna dalam memperoleh dan memahami keluaran model. Keluaran sistem ini meliputi hasil sortasi (pengenalan), waktu pengujian.

Spesifikasi Sistem

Pada tahap ini ditentukan spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang diperlukan untuk membangun sistem ini. Spesifikasi perangkat keras yang digunakan adalah komputer PC dengan prosesor Intel Pentium III 866 MHz dan RAM 256 MB. Sedangkan untuk spesifikasi perangkat

lunak yang digunakan sistem operasi Windows XP, Matlab versi 6.5, Adobe Photoshop 6.0.

HASIL DAN PEMBAHASAN

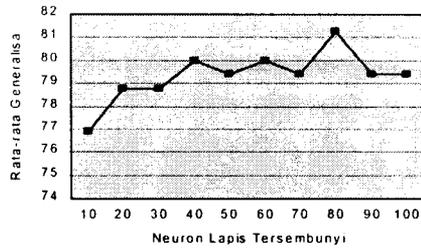
Matriks Peragam, Vektor Ciri dan Akar Ciri, Dimensi Baru

Percobaan diawali dengan melakukan proses normalisasi matriks citra mentimun yang kemudian dilanjutkan dengan pencarian matriks peragam untuk memperoleh vektor ciri dan akar ciri serta nilai kontribusi. Setelah itu, dilanjutkan dengan pembentukan dimensi baru dari matriks citra mentimun dengan menggunakan proporsi sebesar 90%. Proporsi 90% merupakan nilai terbaik yang diperoleh pada penelitian yang dilakukan oleh Sinaga (2000). Waktu yang dibutuhkan dalam pencarian matriks peragam, yaitu sebesar 4.797 detik sedangkan untuk pencarian vektor ciri dan akar ciri, waktu yang dibutuhkan sebesar 1107.5 detik. Lamanya waktu pencarian tersebut disebabkan oleh besarnya ordo dari matriks peragam yaitu 2500 X 2500.

Neuron Lapis Tersembunyi

Untuk percobaan pertama, dilakukan pencarian jumlah neuron lapis tersembunyi yang optimal. Jumlah neuron lapis tersembunyi yang digunakan dalam percobaan adalah 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 dengan toleransi galat yang digunakan adalah 0.01 dan laju pembelajaran sebesar 0.1. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa jumlah neuron lapis tersembunyi sebesar 80 (Gambar 6) menghasilkan rata-rata generalisasi terbesar yaitu 91.25%.

Generalisasi sebesar 91.25% berarti bahwa dari 80 citra mentimun lurus yang diuji ke dalam sistem, semuanya dikenal sebagai mentimun lurus sedangkan dari 80 citra mentimun bengkok yang diuji, hanya 66 citra yang dikenal sebagai mentimun bengkok.



Gambar 6. Grafik perbandingan banyaknya neuron lapis tersembunyi terhadap generalisasi.

Berdasarkan generalisasi yang dihasilkan maka jumlah neuron lapis tersembunyi yang optimal yaitu sebesar 80.

Toleransi Galat dan Laju Pembelajaran

Percobaan selanjutnya adalah menentukan nilai toleransi galat dan laju pembelajaran yang optimal. Pada percobaan ini dilakukan percobaan dengan 9 perlakuan yang merupakan kombinasi dari tiga tingkat toleransi galat dan tiga tingkat laju pembelajaran, yaitu :

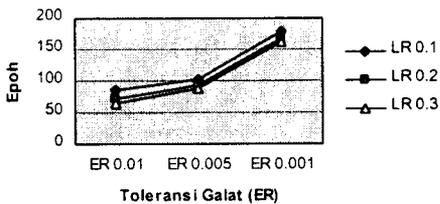
1. Toleransi Galat 0.01- Laju Pembelajaran 0.1
2. Toleransi Galat 0.01- Laju Pembelajaran 0.2
3. Toleransi Galat 0.01- Laju Pembelajaran 0.3
4. Toleransi Galat 0.005- Laju Pembelajaran 0.1
5. Toleransi Galat 0.005- Laju Pembelajaran 0.2
6. Toleransi Galat 0.005- Laju Pembelajaran 0.3
7. Toleransi Galat 0.001- Laju Pembelajaran 0.1
8. Toleransi Galat 0.001- Laju Pembelajaran 0.2
9. Toleransi Galat 0.001- Laju Pembelajaran 0.3

Masing-masing perlakuan diulang sebanyak lima kali. Hal ini dilakukan untuk melihat parameter mana saja yang berubah.

Dari hasil percobaan dengan 9 perlakuan yang dilakukan, dapat dilihat

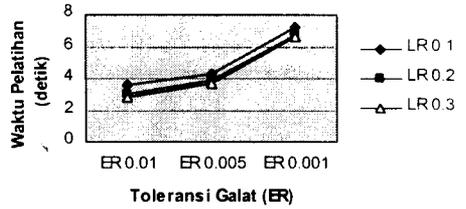
bahwa untuk setiap pengulangan, parameter yang selalu berubah adalah waktu (satuan detik). Hal ini terjadi karena nilai yang digunakan pada inialisasi jaringan selalu berubah. Nilai tersebut merupakan nilai yang diambil secara acak yang menyebabkan waktu perhitungan yang diperlukan menjadi berbeda.

Pada Gambar 7 terlihat bahwa semakin kecil toleransi galat (er) maka akan mengakibatkan semakin besar jumlah epoh. Hal ini terjadi karena JST akan lebih cepat konvergen pada toleransi galat yang besar.



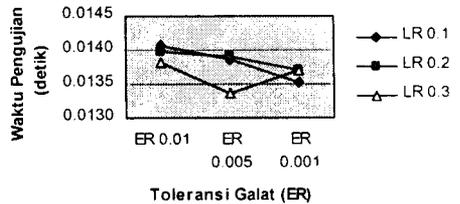
Gambar 7. Grafik perbandingan toleransi galat terhadap banyaknya epoh.

Pada Gambar 8 dapat dilihat perbandingan toleransi galat dengan lamanya waktu pelatihan (detik). Dari grafik tersebut terlihat bahwa semakin kecil toleransi galat maka semakin lama JST dalam melakukan pelatihan. Keadaan ini sama seperti perbandingan antara toleransi galat terhadap jumlah epoh dimana pada toleransi galat yang besar maka JST akan lebih cepat konvergen. Untuk kasus ini, waktu pelatihan yang tercepat dicapai pada saat toleransi galat sebesar 0.01. Sedangkan waktu pengujian yang tercepat dicapai pada saat toleransi galat sebesar 0.005 (Gambar 9).

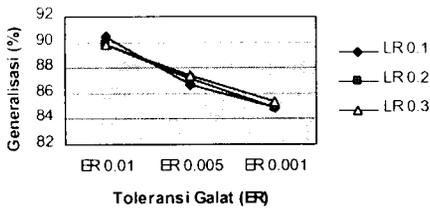


Gambar 8. Grafik perbandingan toleransi galat terhadap waktu pelatihan (satuan detik).

Pada Gambar 10 dapat dilihat bahwa untuk nilai toleransi galat yang semakin kecil mengakibatkan generalisasi semakin kecil. Rata-rata generalisasi terbesar yang dihasilkan yaitu 90.375%. Nilai tersebut dicapai pada saat toleransi galat sebesar 0.01. Hal ini berarti bahwa dari lima kali pengulangan, dari 80 citra mentimun lurus yang diuji ke dalam sistem, semuanya dikenal sebagai mentimun lurus sedangkan dari 80 citra mentimun bengkok yang diuji, rata-rata citra mentimun bengkok yang dikenal sebagai mentimun bengkok adalah sebanyak 65.



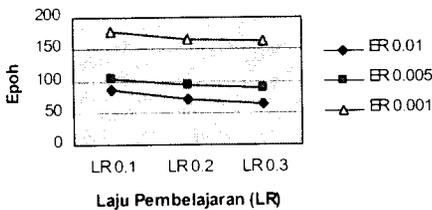
Gambar 9. Grafik perbandingan toleransi galat terhadap waktu pengujian (satuan detik).



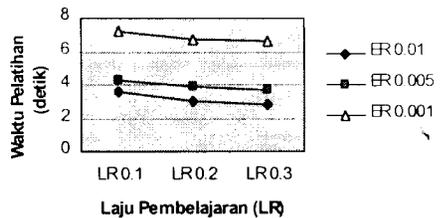
Gambar 10. Grafik perbandingan toleransi galat terhadap generalisasi.

Dari pengulangan yang dilakukan sebanyak lima kali, terlihat bahwa semakin besar laju pembelajaran (lr) maka semakin kecil baik waktu pelatihan maupun jumlah epoch. Hal ini terjadi karena laju pembelajaran merupakan parameter yang mengatur berapa besar perubahan bobot yang harus dilakukan pada saat pelatihan untuk mencapai konvergensi. Besarnya perubahan bobot juga bergantung pada nilai yang terdapat pada neuron yang bersangkutan dan faktor koreksi bobot. Oleh karena itu, laju pembelajaran juga menentukan berapa kali JST harus melakukan pembelajaran dari masukan yang diumpangkan untuk mencapai konvergensi.

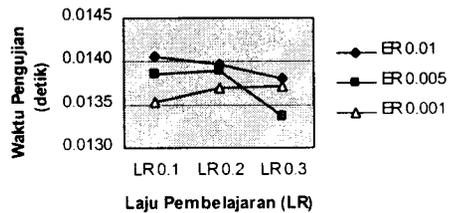
Dari Gambar 11 dan Gambar 12 dapat dilihat bahwa jumlah epoch dan waktu pelatihan yang terkecil dengan toleransi galat 0.01 dicapai pada saat laju pembelajaran sebesar 0.3. Sementara itu, untuk waktu pengujian yang tercepat dicapai pada saat laju pembelajaran sebesar 0.3 dengan toleransi galat 0.005 (Gambar 13).



Gambar 11. Grafik perbandingan laju pembelajaran terhadap jumlah epoch.



Gambar 12. Grafik perbandingan laju pembelajaran terhadap waktu pelatihan (satuan detik).

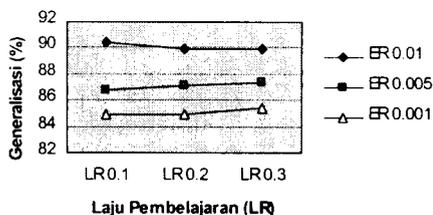


Gambar 13. Grafik perbandingan laju pembelajaran waktu pengujian (satuan detik).

Grafik pada Gambar 14 menunjukkan bahwa pada saat laju pembelajaran 0.1 dengan toleransi galat sebesar 0.01, diperoleh rata-rata generalisasi yang terbaik yaitu 90.375%. Hal ini berarti bahwa dari lima kali pengulangan, dari 80 citra mentimun lurus yang diuji ke dalam sistem, semuanya dikenal sebagai mentimun lurus sedangkan dari 80 citra mentimun bengkok yang diuji, rata-rata citra mentimun bengkok yang dikenal sebagai mentimun bengkok adalah sebanyak 65.

Untuk mendapatkan nilai yang optimal bagi toleransi galat dan laju pembelajaran maka parameter yang diamati adalah generalisasi. Hal ini dilakukan karena untuk membentuk sistem untuk sortasi mentimun yang bisa melakukan pengenalan (sortasi) dengan keakuratan tinggi maka diperlukan JST Propagasi Balik Standar dengan arsitektur yang dapat menghasilkan generalisasi terbaik. Oleh karena itu, berdasarkan hasil percobaan dapat diambil nilai yang

optimal untuk toleransi galat yakni sebesar 0.01 dan laju pembelajaran yakni sebesar 0.1. Hal ini disebabkan pada saat toleransi galat sebesar 0.01 dan laju pembelajaran sebesar 0.1 tercapai rata-rata generalisasi yang terbaik.

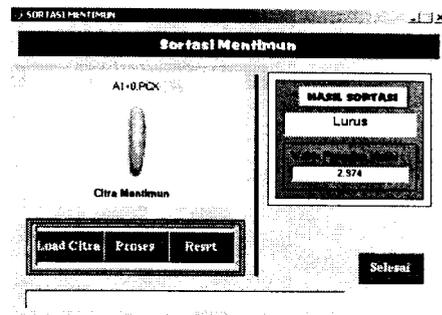
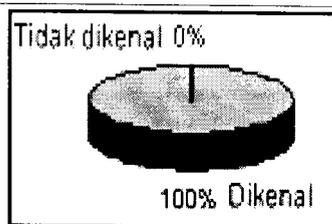


Gambar 14. Grafik perbandingan laju pembelajaran terhadap generalisasi.

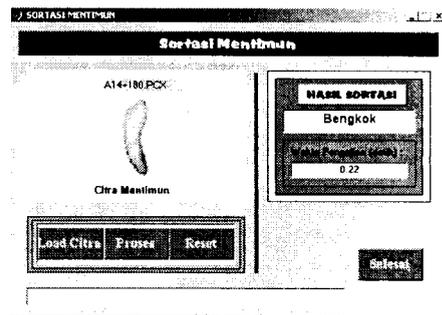
Unjuk Kerja Sistem

Percobaan selanjutnya adalah menguji sistem untuk sortasi mentimun yang dibangun berdasarkan hasil percobaan sebelumnya. Jumlah neuron lapis tersembunyi yang digunakan pada JST Propagasi Balik Standar yaitu sebesar 80 dengan toleransi galat sebesar 0.01 serta laju pembelajaran sebesar 0.1. Sistem diuji dengan cara melakukan pengujian terhadap data citra mentimun yang dimasukkan ke dalam sistem secara satu per satu. Setelah data citra dimasukkan ke dalam sistem kemudian dilakukan pengenalan dengan hasil keluaran berupa hasil pengenalan yang dilakukan sistem dan waktu pengujian.

Dari 80 citra mentimun lurus yang diuji secara satu per satu, semuanya dikenali sebagai mentimun lurus yang berarti persentasenya sebesar 100% untuk yang dikenali (Gambar 15). Untuk citra mentimun bengkok, dari 80 citra yang diuji secara satu per satu, hanya 64 citra yang dikenali sebagai mentimun bengkok yang berarti persentasenya sebesar 80% (Gambar 16).



Gambar 15. Grafik hasil sortasi mentimun lurus.



Gambar 16. Grafik hasil sortasi mentimun bengkok.

Pada Tabel 3 dapat dilihat bahwa semua citra mentimun lurus berhasil dikenali untuk semua variasi posisi sedangkan untuk citra mentimun bengkok, yang tidak dikenali sebagai mentimun bengkok yaitu tiga citra untuk mentimun A14 (pada posisi 0°, 45°, 135°), dua citra untuk mentimun A24 (pada posisi 45°, 135°), lima citra untuk mentimun A35 (pada posisi 0°, 45°, 90°,

135⁰, 180⁰), enam citra untuk mentimun B42 (pada posisi 0⁰, 45⁰, 135⁰, 180⁰, 225⁰, 270⁰).

Tabel 3. Hasil Sortasi untuk Masing-masing Mentimun dengan Berbagai Posisi

| Bentuk Mentimun | Mentimun | Dikenal | Tidak Dikenal |
|-----------------|----------|---------|---------------|
| Lurus | A1 | 8 | 0 |
| | A2 | 8 | 0 |
| | A6 | 8 | 0 |
| | A8 | 8 | 0 |
| | A11 | 8 | 0 |
| | B20 | 8 | 0 |
| | B27 | 8 | 0 |
| | B28 | 8 | 0 |
| | B29 | 8 | 0 |
| | H36 | 8 | 0 |
| Bengkok | A14 | 5 | 3 |
| | A24 | 6 | 2 |
| | A26 | 8 | 0 |
| | A27 | 8 | 0 |
| | A29 | 8 | 0 |
| | A31 | 8 | 0 |
| | A33 | 8 | 0 |
| | A34 | 8 | 0 |
| | A35 | 3 | 5 |
| B42 | 2 | 6 | |

Metode Pembelajaran Lain

Selain metode pembelajaran Propagasi Balik Standar, dalam penelitian ini juga diuji coba metode pembelajaran yang lain yaitu metode pembelajaran yang menggunakan *radial basis function* dengan JST Probabilistik (*Probabilistic Neural Networks / PNN*).

Untuk melakukan perbandingan antara kedua metode pembelajaran tersebut maka dilakukan uji coba pada masing-masing metode pembelajaran dengan melakukan pengujian data citra mentimun yang sama. Dari hasil uji coba dapat disimpulkan bahwa rata-rata generalisasi yang dihasilkan dengan menggunakan metode pembelajaran *radial basis function* yaitu

95.625%. Sedangkan untuk jaringan syaraf yang menggunakan metode pembelajaran Propagasi Balik Standar menghasilkan rata-rata generalisasi sebesar 90% dengan toleransi galat 0.01, laju pembelajaran 0.2, dan jumlah neuron lapis tersembunyi sebesar 80.

Dari hasil uji coba tersebut dapat disimpulkan bahwa JST dengan metode pembelajaran yang menggunakan *radial basis function* lebih baik dibandingkan dengan metode pembelajaran Propagasi Balik Standar. Hal ini dapat dilihat dari rata-rata generalisasi dengan menggunakan metode pembelajaran yang menggunakan *radial basis function* yang lebih baik dibandingkan dengan metode pembelajaran Propagasi Balik Standar.

Penelitian Lanjutan

Penelitian ini dibatasi hanya pada pengamatan mentimun yang berkualitas baik dari segi bentuk buah yang lurus sedangkan untuk kriteria lainnya misalnya kriteria panjang buah mentimun yang sesuai cukup sulit dilakukan. Hal tersebut disebabkan oleh batasan nilai dari panjang mentimun yang berkualitas baik atau buruk tidak dapat ditentukan dengan pasti. Untuk kriteria lain seperti warna buah yang berkualitas baik, belum dapat diamati pula. Oleh karena itu, untuk penelitian lebih lanjut disarankan adanya penggunaan sistem *neuro-fuzzy* agar permasalahan tersebut dapat terpecahkan.

Kelebihan dan Keterbatasan Sistem

1. Kelebihan Sistem

Sistem mampu melakukan pembelajaran dan pengenalan terhadap masukan yang diumpangkan ke dalam sistem. Generalisasi yang dihasilkan untuk sistem yang menggunakan metode pembelajaran Propagasi Balik Standar dapat mencapai 90% dengan toleransi galat 0.01 dan laju pembelajaran 0.2.

Sistem mampu melakukan pengenalan terhadap citra mentimun

yang diuji secara satu per satu. Tampilan sistem dibuat *user friendly* sehingga memudahkan pengguna dalam menjalankan sistem ini. Selain itu, pengguna dapat mendefinisikan nilai toleransi galat yaitu 0.01, 0.005, dan 0.001 serta jumlah neuron lapis tersembunyi yang berkisar antara 10 sampai 100 dan juga nilai laju pembelajaran yaitu 0.1, 0.2, 0.3.

Hasil pengenalan sistem ditampilkan secara informatif yang berupa hasil sortasi dan waktu pengujian.

2. Keterbatasan Sistem

Total waktu yang dibutuhkan sistem dalam melakukan pengenalan sampai menampilkan hasil pengenalan cukup lama. Hal ini terjadi karena dimensi citra yang digunakan cukup besar.

Kompleksitas Sistem

Kompleksitas dengan masukan sebanyak n (dimensi citra tereduksi dengan menggunakan PCA) dari algoritma jaringan syaraf Propagasi Balik Standar adalah $O(eM(n+p+m))$ dengan e adalah banyaknya epoch, M banyaknya citra mentimun, dan p banyaknya neuron lapis tersembunyi yang digunakan, serta m jumlah neuron lapis keluaran yang didefinisikan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

- JST Propagasi Balik Standar mencapai nilai optimal dengan jumlah neuron lapis tersembunyi sebesar 80, toleransi galat 0.01 dan laju pembelajaran 0.1.
- PNN menghasilkan generalisasi yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan JST Propagasi Balik Standar.
- Hasil yang didapat menunjukkan bahwa dari 100% mentimun lurus yang diujikan dikenal dan hanya 75% mentimun bengkok yang diujikan dikenal.

Saran

Sistem ini masih harus dikembangkan lebih lanjut di antaranya :

- Penggunaan jaringan syaraf Propagasi Balik Standar perlu dioptimalkan lagi sehingga menghasilkan generalisasi yang lebih baik.
- Sistem dikembangkan dengan melakukan pengolahan data citra secara *real-time* dari mulai pengambilan citra, pengolahan citra sampai ke pengenalan.
- Penambahan variasi citra mentimun untuk data pelatihan seperti penambahan variasi posisi, penambahan bilangan acak pada citra pelatihan.
- Penggunaan sistem *neuro-fuzzy* untuk menentukan nilai dari panjang serta warna buah mentimun yang berkualitas baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Fauset, L. 1994. *Fundamentals of Neural Networks. Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice-Hall, New Jersey.
- Gonzales, R.C. & R.E. Woods. 1993. *Digital Image Processing*. Ed. ke-2. Addison Wesley, Massachusetts.
- Johnson, R. A. & D. W. Wichern. 1988. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Prentice-Hall, New Jersey.
- Mathwork Inc. 1999. *Neural Network Toolbox for Use With Matlab*. The Mathwork Inc. Natick, USA.
- McLeod, R. Jr. 1995. *Management Information Systems: A Study of Computer-Based Information System*. 5th Ed. MacMilan Publishing Company, New York.
- Setiawan, W. 1999. *Pengenalan Wajah Menggunakan Jaringan Neural Buatan Berbasis Eigenfaces*. Tesis. Program Ilmu Komputer Fakultas Pascasarjana UI, Depok.
- Sinaga, O. 2000. *Perbandingan Metode Analitik dan Holistik pada Pengenalan Wajah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi*

Balik Standar. Skripsi. Jurusan Ilmu
Komputer FMIPA IPB, Bogor.

Soewito, M. D. S. 1988.

Memfaatkan Lahan Bercocok

Tanam Timun. CV. Titik Terang,
Jakarta.