

ニューラルネットワークによる長形青果物の形状判定について*

永田雅輝**・曹 其新**・山下武則**・
シュレスタ P. ビン**・ムガニルワ Z. マブブ**

Study on Shape Judgment of Vegetables and Fruits of Long Size By Using Neural Network*

Masateru NAGATA**, Qixin CAO**, Takenori YAMASITA**,
Bim Prasad SHRESTHA**, and Zacharia Mabubu MGANILWA**

(平成8年9月13日 受理)

Recently, many scientists have studied machine vision technique for sorting and inspecting of vegetables and fruits. But, the traditional image recognition and image understanding methods cannot judge satisfactorily those irregularly shaped vegetables and fruits. Thus, in this study a new feature extraction procedure and neural network were applied to the machine vision system to precisely judge for vegetables and fruits of long size. As the newly developed machine vision system has a learning capability, it can judge more than one variety of vegetables and fruits of long size. The judging results for *okra*, *cucumber* and *eggplant* showed a high accuracy, hence the system offers a great potential for sorting.

Key words: Okra, Cucumber, Egg plant, Neural network, Machine vision, feature extraction

緒 言

青果物生産において、出荷前の選別は重要な工程となっている。なぜならば、市場では青果物の選別基準に添って等階級を揃えることで、その品質が保証されるからである。

現在、キュウリの形状選別では、マシンビジョンによる選別施設が既に実用化されている¹⁾。また、他の品目においてもマシンビジョンを応用した研究事例が数多く報告されている²⁾⁻¹⁰⁾。これらの選別判定では、青果物の形状特徴量をマッチング、統計的手法や論理

計算法などの処理により行っている。

しかし、青果物は形状が均一的でないために、その形状判定の基準は寸法では表現しにくい場合が多い。選果場等の現場では、実物大の写真および文字表現により人(検査員)が青果物の各特徴を総合的に判定して選別していることから、選別の機械化においては、より人の判定に近い方法で判定できることが望ましいと思われる。

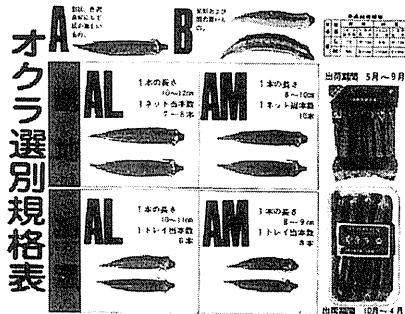
そこで、筆者等は総合判定能力と学習能力を持つ多層ニューラルネットワークによる青果物の形状判定について研究してきた^{11), 12)}。本報では、特に長形青果物

* 1996年7月 第55回農業機械学会年次大会(専修大学北海道短期大学)にて一部講演

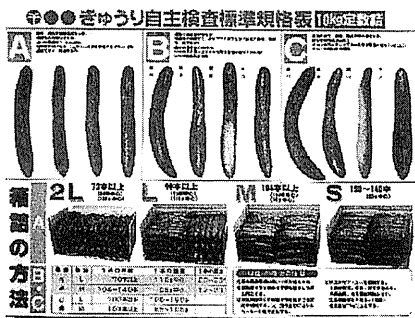
** 農業生産機械学講座

の形状特徴抽出法を提案して、ニューラルネットワークによる長形青果物形状判定用のマシンビジョンシステムに関する基礎資料を得たので報告する。

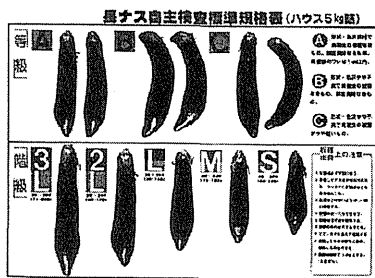
材料および方法



(a) オクラ



(b) キュウリ



(c) 長ナス

図1 青果物自主検査標準規格表 (宮崎県農協青果物検査協会)

Fig. 1 Standard tables of vegetables and fruits for autonomous sorting (Miyazaki Prefecture)

1. 供試材料

長形青果物として、オクラ、キュウリ、長ナスの3種類を供試材料とした。これらの形状判定基準には宮崎県経済農業協同組合連合会が規格化している「青果物自主検査標準規格」¹³⁾の実物写真および文字表現を用いた。その標準規格の概要は、以下の通りである。

- ①オクラ：等級はA, Bの二ランクである。Aは形状、色沢良好にして肌の美しいもの。Bは変形、および肌の悪いもの。(図1 (a))
- ②キュウリ：等級はA, B, Cの三ランクである。Aは形状、色沢、鮮度良好で、病虫害の被害なく、品質良好なもの。曲がりの程度は1.5cm以内。尻太果でないもの。Bは適熟で鮮度良く、病虫害の被害なく、やや不整形。曲がりの程度は3cm以内。色沢やや不良で品質Aに次ぐもの。少々の尻太。(図1 (b))
- ③長ナス：等級はA, B, Cの三ランクである。Aは形状、色沢良好で、鮮度よく病虫害のないもの。Bは形状、色沢やや不良で、鮮度よく病虫害のないもの。Cは形状、色沢やや不良で、病虫害被害の軽微なもの(図1 (c))。

2. マシンビジョンによる判定システムの構成

判定システムの基本構造は、図2のように、CCDカメラ (ELMO EC-202 II, Lens : 16mm, f : 1.5~16), A/D変換器 (6ビット64階調), 画像モニタ (SONY PVM-9221), イメージデジタイザ (FDM 4-256, メモリブロック : 4プレーン×256×256×8ビット), パーソナルコンピュータ (PC9801RA), 照明装置 (LSB-L40, 30KHz, 40W) などである。本システムのソフトウェアのプログラム言語にはアセンブラMA SMとN88BASICを用いた。カメラからイメージデジタイザへの対象物画像の取り込み、画像処理、画像データのコンピュータへの呼び出しはアセンブラ言語を使用し、形状特徴抽出、ニューラルネットワークによる判定およびマシンビジョンシステムの各部コントロールはN88BASICを使用した。なお、本システムは、現段階では形状判定のみであることから、画像の入出力は、黑白イメージである。

3. 汎用的形状特徴抽出法の提案

画像処理中にコンピュータからイメージ専用メモリ画像のドットデータを読んだり、書いたりすると、処理時間が長くなる原因となるので、できるだけ画像ドットを読む回数を少なくした長形青果物の形状特徴の高速抽出法を提案した。抽出される形状特徴量は長さ、長さ、曲りの三項目で、その特徴量は以下のように定義した。

オクラを例に本特徴抽出法について述べる。図3のように、画像入力時のオクラの姿勢はオクラの基部を上にも置くものとして、垂直方向の高さをHと定め、基

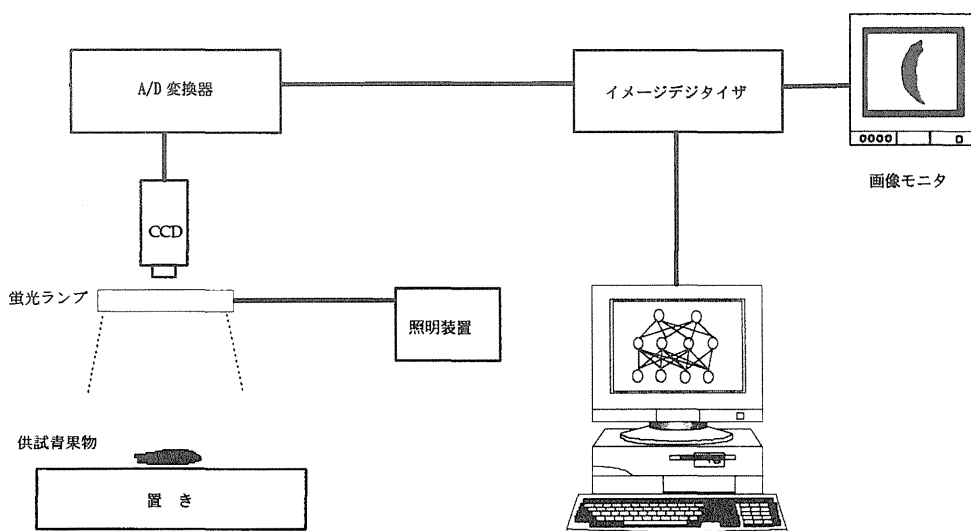


図2 形状判定用マシンビジョンシステム

Fig. 2 Outline of machine vision system for shape judgment

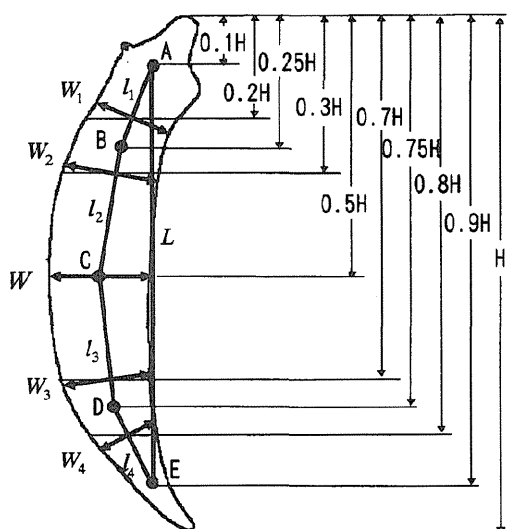


図3 オクラを例とした長形青果物形状特徴抽出法

Fig. 3 The feature extraction of long shape vegetables and fruits

部（頂点）から $0.1H$, $0.25H$, $0.5H$, $0.75H$ および $0.9H$ の位置で青果物の幅の中心点A, B, C, DおよびEを検出する。対象物の正しい幅を抽出するために、これらの点から、それぞれ l_1 , l_2 , l_3 および l_4 の長さを求める。ここで、基部（頂点）から $0.2H$ の部位で l_1 と垂線方向の幅を W_1 、以下同様に、 $0.3H$ で l_2 との幅を W_2 , $0.7H$ で l_3 との幅を W_3 および $0.8H$ で l_4 との幅を W_4 とする。また、基部（頂点）から $0.5H$ の部位での水平幅 W とする。点AとEの長さを L とする。

以上の対象物の形状特徴の抽出値から形状判定を定量化するための特徴量を次式で表現する。

$$\begin{cases} K_1 = W_1 / W \\ K_2 = W_2 / W \\ K_3 = W_3 / W \\ K_4 = W_4 / W \\ K_5 = L / (l_1 + l_2 + l_3 + l_4) \\ K_6 = W / (l_1 + l_2 + l_3 + l_4) \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $K_1 \sim K_4$ は青果物の太さを表現する特徴量、 K_5 は曲がり表現する特徴量、 K_6 は長さ表現する特徴量である。

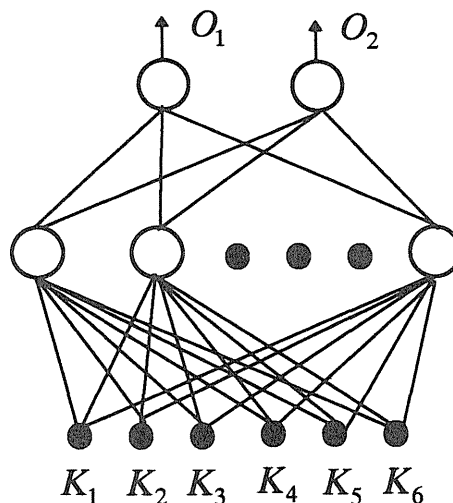


図4 階層型ニューラルネットワークのモデル

Fig. 4 A model of multiple-layer neural network

4. 判定用階層型ニューラルネットワークのモデル

本研究で用いた階層型ニューラルネットワークのモデルを図4に示す。階層型ニューラルネットワークは、誤差逆伝播学習法則の有効性が明らかにされて以来¹⁴⁾、広い分野で応用が進められている。また、非減少で連続、かつ微分可能な非線形変換ユニットを中間層にもつ3層の階層型ニューラルネットワークにより、任意の連続写像が任意の精度で近似できることも明らかにされている¹⁵⁾。そこで、本報でも、階層は入力層、中間層、出力層の3層で構成した。今回は、モデルの入力端数は6個、出力端数は2個に設定した。中間層のユニット数は学習の状況により、任意に設定することができるが、今回は10個とした。層間の結合はすべてのユニットが結合する全結合とした。入力層の各ユニットには、 $K_1 \sim K_6$ の特徴量を入力信号として与えた。中間層と出力層の各ユニットの特性関数にはシグモイド関数を用いた。ここで、階層型ニューラルネットワークの出力が0.5以上の時は1、0.5以下の時は0と定義した。

5. マシンビジョンシステムのためのアプリケーションソフトの作成

マシンビジョンシステム用のソフトウェアはBASIC言語を用いて作成した。そのフローチャートを図5に示す。本ソフトウェアは、階層型ニューラルネットワーク学習プログラムと判定プログラムの二部からなる。これらを総合したものをマシンビジョンシステムのアプリケーションソフトと呼ぶことにした。具体的には、次のような実行内容を持つ。

(I) 学習プログラム

- 1) 学習したい長形青果物の種類と品種の名前を入力する。
- 2) 学習用パターンを作るために、CCDカメラから対象物の標準パターンを入力する(これにより、 K_1, K_2, \dots, K_6 の特徴量を演算する)。また、キーボードから教師信号を入力する。
- 3) 階層型ニューラルネットワークモデルの中間層の

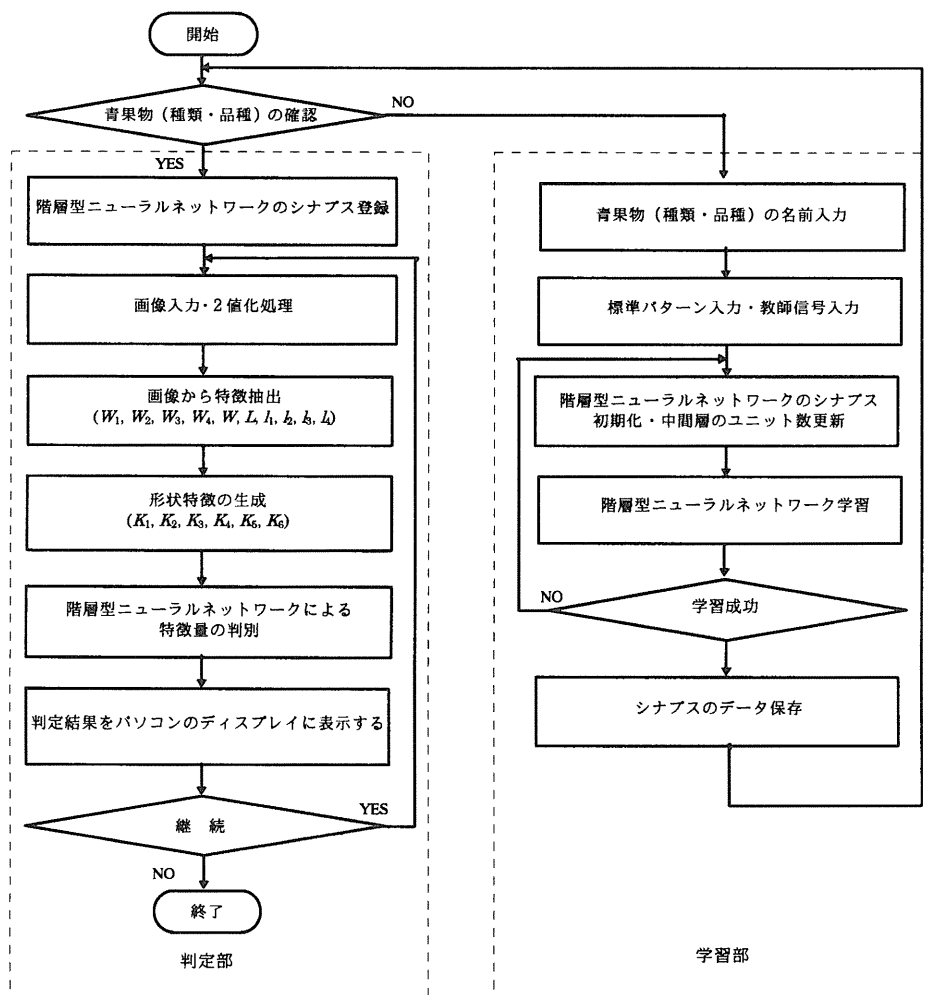


図5 アプリケーションソフトのフローチャート

Fig. 5 A flow chart of the application software

階層数と各層の神経細胞数, 学習係数 α , β を調整する. (α , β は学習の精度および収束のはやさを調整するため, 学習プログラムの中に設定した係数である.)

- 4) 階層型ニューラルネットワークは, 長形青果物の学習用パターンを学習する.
- 5) 学習が成功した場合, 階層型ニューラルネットワークのデータを保存する. 学習が成功しない場合は, 項目3. 以下を, 学習が成功するまで繰り返す.

(II) 判定プログラム

- 1) システム実行時に, 先ず, 選別を行う長形青果物 (種類, 品種) を判定できるかどうかを対話式で選択する. NOの場合は, 学習プログラムで学習させる.
- 2) 選別を行う長形青果物 (種類, 品種) のユニットのシナプス荷重を階層型ニューラルネットワークに登録する.
- 3) CCDカメラの位置へ対象物を置く.
- 4) 入力画像の二値化, 画像の特徴抽出を行う.
- 5) 階層型ニューラルネットワークによって抽出した特徴量を判定する.
- 6) 判定結果をディスプレイに表示する.

結果と考察

1. マシンビジョンシステムの学習

本研究で開発したマシンビジョンシステムは, 階層型ニューラルネットワークによって長形青果物を判定するものである. したがって, 長形青果物を判定する前に, マシンビジョンシステムの学習が必要である. マシンビジョンシステムは学習結果を基に判定する. すなわち, 本マシンビジョンシステムの判定能力と判定精度は学習の結果により決まる. 今回作成したマシンビジョンシステムの検証を行うために, オクラ, キュウリ, 長ナスの長形青果物の標準形状の学習を次の手順で行った.

(1) 学習用パターンの作成

宮崎県経済農業協同組合連合会の「青果物自主検査標準規格」によれば, オクラの形状はA, Bの2等級に区別されて, キュウリと長ナスの形状はA, B, Cの3等級に区別されている. そこで, 各品種から代表的な標準形状をモデルに選び, 図6の (a) オクラ, (b) キュウリおよび (c) 長ナスの学習用パターンを作成

SHAPE	INPUT (STANDARD PATTERNS)		OUTPUT (TEACHING SIGNAL)	
	K_1, K_2, \dots, K_6	K_1, K_2, \dots, K_6	O_1	O_2
A			0	0
B			0	1

(a) オクラ

SHAPE	INPUT (STANDARD PATTERNS)		OUTPUT (TEACHING SIGNAL)	
	K_1, K_2, \dots, K_6	K_1, K_2, \dots, K_6	O_1	O_2
A			0	0
B			0	1
C			1	0

(b) キュウリ

SHAPE	INPUT (STANDARD PATTERNS)		OUTPUT (TEACHING SIGNAL)	
	K_1, K_2, \dots, K_6	K_1, K_2, \dots, K_6	O_1	O_2
A			0	0
B			0	1
C			1	0

(c) 長ナス

図5 学習用パターン

Fig. 5 Learning patterns

した.

(2) 学習用パターンの入力

図6のオクラ, キュウリおよび長ナスの標準形状 (A~C) のモデルはCCDカメラから取り込み, 対応する教師信号 (O_1 , O_2) はキーボードから入力した.

(3) 学習用パターンの学習

今回作成した学習プログラムで, 学習用パターンを学習させた. 今回の学習では, 階層型ニューラルネットワークの中間層のユニット数を10個とし, 総誤差Eが $E < 10^{-3}$ になった時, 学習は成功したものとみなした. この時の学習シミュレーションを図7に示す. これより, 図6の (a), (b), (c) の学習は成功したと

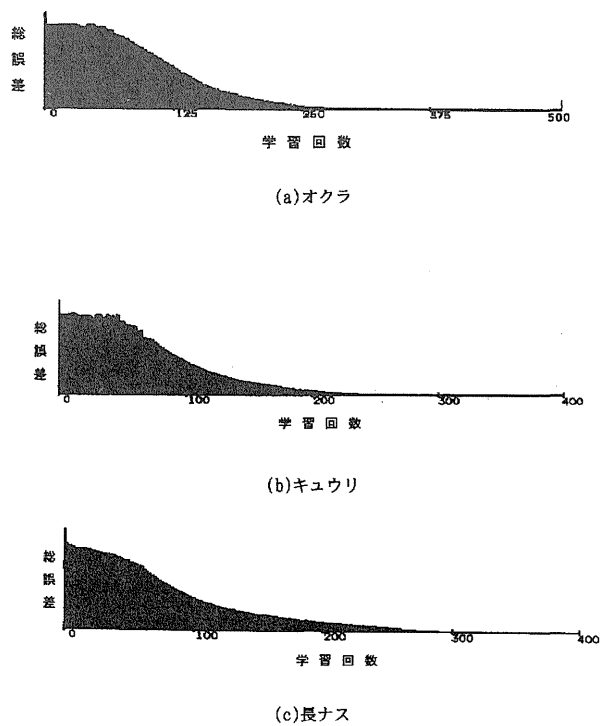


図7 階層型ニューラルネットワークモデル
学習の収束シミュレーション

Fig. 7 Convergence behaviors of
multiple-layer neural network

言える。故に、ニューラルネットワークは、図6に示した標準形状のモデルを記憶したことになる。

2. マシンビジョンシステムの判定

図6の(a)、(b)および(c)の学習用パターンの学習済みソフトウェアをマシンビジョンシステムに組み込み、オクラ、キュウリおよび長ナスの判定実験を行った。図8は、マシンビジョンシステムの画像モニタに表示された、各供試材料の特徴抽出画像の一例である。判定実験の結果を図9に示す。図9(a)はオクラの判定結果で、マシンビジョンシステムによる判定結果と人による判定結果を比較したものである。人の判定結果では、図1(a)のオクラ選別規格表を本研究室の学生(4人)に提示して、一つの対象物に対して3人以上が同一の判定を行った時を人の判定結果と見なしたものである。両者による判定の結果は、左側の上三段と右側の下二段はシステムと人がAおよびBの判定で一致したものの、右側の上一段と左側の下一段は一致しなかった例である。これより、両者の判定結果は大方で一致したといえる。次に、図9(b)と(c)はキュウリおよび長ナスに対するマシンビジョンシステムによる判定結果を示すが、両者においても学

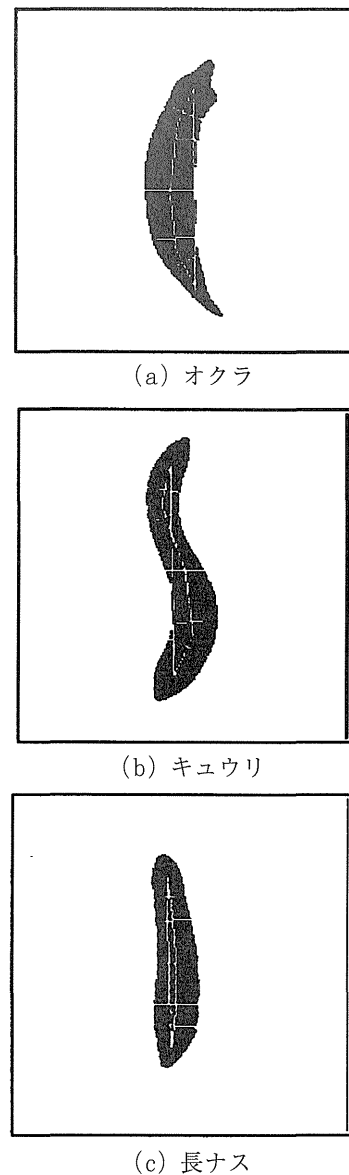
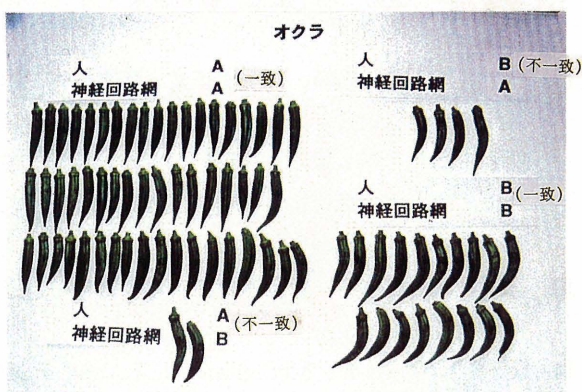


図8 長形青果物の特徴抽出画像

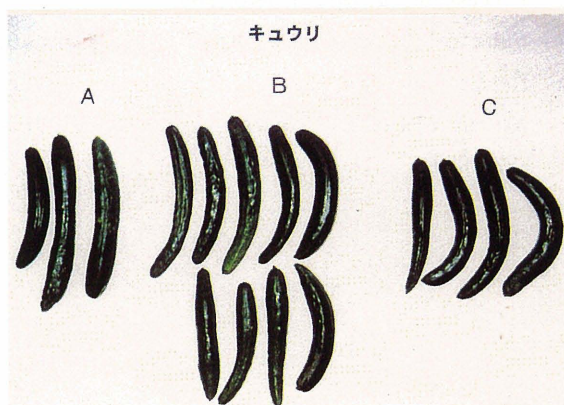
Fig. 8 The feature extracting images

習用パターンに添った等級分類ができたことから、本研究で開発したマシンビジョンシステムは、長形青果物の等級判定に対して有効であることが認められた。なお、判定時間は供試材料1個当たり約2.7秒であった。

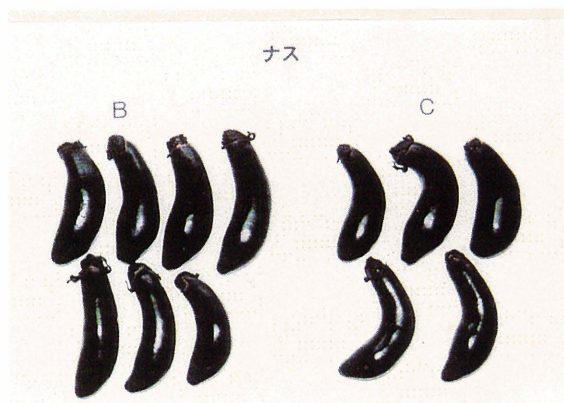
本研究で提案した長形青果物のニューラルネットワークによる形状判定法は学習能力を持っているので、学習対象物を変えて、オクラだけではなく、キュウリあるいはナスなどに応用したところ、オクラ同様に形状判定の有効性が確認できたことから、本手法は、いろいろな長形青果物の形状を判定することが可能と思われる。今後、判定用ソフト言語のC言語への変換、コンピュータの高速化等により判定時間の短縮および判



(a) オクラ



(b) キュウリ



(c) 長ナス

図9 長形青果物の判定結果

Fig.9 The judging results

定精度の向上を計り、実用化に向けた研究を進めて行く。

摘 要

1) 本研究は長形青果物の等級選別のために、機能性に優れ、複数品目の長形青果物にも対応可能なマ

シンビジョンシステムを開発するもので、第一段階としてマシンビジョンによる画像処理技術と階層型ニューラルネットワーク理論を導入した長形青果物の形状判定に関する基礎的研究を行った。

- 2) 長形青果物の形状特徴は太さ、長さ、曲がりの三要素で表現することを提案し、その選別評価として、階層型ニューラルネットワークによる長形青果物の形状特徴抽出法とその特徴量の表現式を作成し、その処理のための判定ソフトウェアとマシンビジョンシステムを構築した。
- 3) 開発したマシンビジョンシステムは学習能力があるので、標準パターンを学習することにより種々の長形青果物の形状判定が可能となるものである。本報では、オクラ、キュウリおよび長ナスを例として学習と判定のシミュレーションを行い、学習が成功したことを確認した。これにより、長形青果物等級選別システムの開発の可能性が認められた。

キーワード：オクラ、キュウリ、ナス、神経回路網、マシンビジョン、形状特徴抽出

引用文献

- 1) 松田郁生・森嶋 博・瀬尾康久・芋生憲司：キュウリの画像処理選別に関する研究，一画像サンプリングの誤差について一，農機誌，第54巻 第3号；93~96(1991)
- 2) 福沢邦之・早田文隆：画像処理による青果物選別の現状，食品流通技術，Vol.23 (11)，12-19(1994)
- 3) 永田雅輝・木下 統・浅野克典・曹 其新・日吉健二：イチゴの自動選別システムに関する研究(第1報)，一画像処理による果形の幾何学的特徴の抽出一，農機誌，Vol.58 (5)，57-63(1996)
- 4) 相良泰行：青果物選別機の各種システムと開発動向，食品流通技術，Vol.23 (11)，4-11(1994)
- 5) 秋永孝義・国府田佳弘・泉 裕巳・上野正実：沖縄産農産物のはん用選別機に関する研究，農機誌，Vol.44 (2)，341-346(1982)
- 6) 河村秋孝：みかん選別装置；テレビジョン学会技術報告，7-35(1983)
- 7) 李 曉明・岩尾俊男・藤浦建史・渋谷 栄・毛利建太郎：画像処理による青果物の損傷果検出シ

- テム (第1報), 農機誌, 第55巻 第4号; 91~98(1993)
- 8) B. K. Miller, M. J. Delwiche: Peach Defect Detection With Machine Vision, ASAE, Vol.34, No.6. P2588-2597(1991)
- 9) Y. Tao, P. H. Heinemann, Z. Varghese, C. T. Morrow, H. J. Sommer III: Machine Vision for Color Inspection of Potatoes and Apples, ASAE, Vol.38, No.5. P1555-1561(1995).
- 10) N.Zhang, C. Chaisattapagon: Effective Criteria for Weed Identification in Wheat Fields Using Machine Vision, ASAE, Vol.38, No.3. P965-974(1995)
- 11) 永田雅輝・曹 其新・御手洗正文・藤木徳実・木下 統: マシンビジョンによる果菜の等級判定に関する研究 (第1報), 一階層型ニューラルネットワークによる形状判定のソフトウェアと選別システム一, 植物工場学会誌, 第8巻第4号 (印刷中) (1996)
- 12) 曹 其新・永田雅輝・御手洗正文・藤木徳実・木下 統: マシンビジョンによる果菜の等級判定に関する研究 (第2報), 一構築したソフトウェアによるイチゴの形状判定試験一, 植物工場学会誌, 第8巻第4号 (印刷中) (1996)
- 13) 宮崎県経済農業協同組合連合会: 青果物自主検査標準規格 (1994)
- 14) Rumelhart D. E., McClelland J. L. and PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, 1, MIT Press(1986)
- 15) Funahashi K.: On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks, Neural Networks, 2, 183-192(1989)