

ナスのロボット収穫システムの  
開発に関する研究

1999年

岐阜大学大学院  
連合農学研究科  
(岐阜大学)

林 茂 彦

①

# ナスのロボット収穫システムの 開発に関する研究

林 茂 彦

## 目次

第1章 緒論	1
第1節 ナス生産の概要	1
第2節 ナス栽培と収穫作業の現状	2
第3節 ロボット収穫に関する既往の研究成果	6
第4節 本研究の目的	8
第5節 本論文の構成と概要	8
第2章 ロボット収穫のための基礎研究	10
第1節 ナスの形態的特徴	10
第2節 ナスの物理的特性	16
第3節 ナスの色特性	21
第3章 ナスのロボット収穫システムの基本要素	27
第1節 果実認識のための画像処理アルゴリズム	27
第2節 ビジュアルフィードバックによるマニピュレータの接近制御	38
第3節 ナス収穫用エンドエフェクタ	52
第4章 ナスのロボット収穫システムの開発	63
第1節 システム要素の統合	63
第2節 収穫基礎実験	70
第5章 総括	76
謝辞	80
引用文献	81
Summary	87

## 第1章 緒論

### 第1節 ナス生産の概要

野菜の作付面積は1984年(昭和59年)以降微減傾向を示しており、1997年(平成9年)には569,400 haまで落ち込んでいる。ナスについて1984年と1997年を比較すると、20,000 haであった作付面積が、70%の14,000 haまで減少している(42, 44)。これには、1980年代中期以降、円高を背景とした冷凍野菜や生鮮野菜の輸入増大(9)、近年の若年層を中心に広まっている野菜消費の低迷(41)が影響していると考えられる。また、重労働や休日労働などの厳しい労働環境に起因する農業労働力の減少や高齢化、並びに女性割合の増加も大きな要因と考えられる。このような状況のもと、野菜の生産基盤の弱体化をくい止め、安定供給の確保と国際競争力の強化が求められている。そのため、生産の安定化、生産コストの低減、品質の向上・高付加価値化を図ることが緊急かつ重要な課題となっている。

表 1-1 1997年のナス生産における10aあたりの作業別労働時間(43)  
Table 1-1 Working hours per 10a of the each farm work in eggplant production in 1997 (43)

作業	高知冬春どり '竜馬'	福岡冬春どり '筑陽'
育苗	29.01 (1.62)	11.50 (0.57)
は種・定植	25.08 (1.40)	28.56 (1.41)
施肥	30.11 (1.68)	53.69 (2.65)
薬剤散布	42.42 (2.36)	41.28 (2.03)
収穫・調製	690.22 (38.43)	765.87 (37.75)
その他の作業	925.49 (51.53)	913.61 (45.02)
出荷労働	53.57 (2.98)	214.35 (10.57)
合計	1795.90 (100)	2028.86 (100)

Unit: hr  
( ): percentage

野菜・果樹品目別統計によれば、ナス生産における労働時間は、表 1-1 に示すように、冬春どりの場合で10 aあたり2,000時間内外となっている(43)。作業別労働時間のうち最も労働時間が長い作業は「その他」で、これは主に、誘引、芽かき、摘心、摘果などの管理作業である。次に長い作業は「収穫・調製」で全体の40%弱を占める。ただし、ナス生産では調製作業が行われないことから、表中の時間は収穫作業のみの時間と考えられる。このように栽培管理作業や収穫作業に多くの時間を要することは、果菜類に共通した特徴である。つまり、栽培管理作業においては、ナス果実には高い外観品質が求められることから、栽培中に奇形果や着色不良果を摘果し

なければならない。また収穫作業では、点在する果実の中から収穫適期の果実のみを選択して収穫しなければならない。果実に損傷や変形を与えることなく、繊細に取り扱うことが求められる。こうした複雑な作業を支援する機械の開発が遅れていることから、栽培管理や収穫作業が長時間労働となっていると考えられる。

## 第2節 ナス栽培と収穫作業の現状

ナスの原産地はインドと推定され、中国を経て日本に渡来している。日本の品種は、北陸に伝わった丸ナス、博多や長崎に伝わった長ナスから分化しており、嗜好によって地域ごとに様々な品種が育成されてきた。ナスの形状は、表 1-2 に示すように、果形指数によって、球型、卵型、中長型、大長型および細長型の 5 つに大別することができる(48)。しかし近年では、一代雑種の普及、嗜好性の平均化、輸送・貯蔵技術の発達によって、卵型および中長型の品種が全国的に主流になりつつある。

栽培方法について見ると、ナスは露地や施設内での土耕栽培を中心に生産されている。その一方で土壌病害の回避や生産性の向上を目的として、養液栽培による生産が試みられている(5, 18, 45)。養液栽培では畝間を広くとれることから、生産者は中腰の無理な姿勢をとることなく比較的楽に果実を収穫できる(22)利点もある。作型については、促成、半促成、早熟および抑制栽培が行われ、ほぼ周年栽培が実現している。さらに、ナスは他の果菜類に比べ収穫期間が長いという特徴があり、例えば愛知県における促成栽培では、9月中下旬に定植したのち、11月上旬から単価の下落する翌年の7月まで収穫作業が続く。このほか、養液土耕技術を用いて、数年間栽培を行う試みもある(13)。したがって、収穫機械が導入されれば、機械を長い期間稼働させることができるという利点がある。

ナスの整枝方法は全国で様々な整枝法が考案されているが、代表的な方法に V 字型整枝法と U 字型整枝法がある。それぞれの整枝法の模式図を図 1-1、図 1-2 に示す。これらは、主茎と第 1 果下の側枝を主枝として V 字型または U 字型に誘引、固定し、2 節おきに着果する果実を収穫したのち、各節から伸長する腋芽を結果枝として、これに着果した果実を収穫する方法である。このように主枝を固定することにより、果実の着果する領域を小さくすることができるとともに、

比較的容易に果実を通路側に向けることが可能となる。したがって、V字型やU字型整枝法の特徴として、①管理や収穫作業が容易になる、②樹冠部が広がり群落内部まで光が到達する、③側枝の整枝と剪定が容易になる、④風の通りが良くなるため病虫害が発生しにくい、などを挙げることができる。図1-3にV字型整枝法によるナスの栽培風景を示す。

ナスの収穫作業について見ると、果皮の退色、光沢の消失、しなびの発生には温度が大きく関係していることから、作業は気温の低い早朝に行われることが多い。また品種の特性、市場の状況、用途などに合わせて、一定の大きさに達したものを順次採果する選択手収穫が基本である。このため生産者は、果実の生育状態から収穫適否を瞬時に判断したのち、片手で果実を掴み、利き手に持った採果ハサミで果柄を切断することにより収穫作業を行っている。産地によっては、果柄の切断後に果実を挟むことができる機構を有した二段式の採果ハサミを用いて、片手で収穫している。このほか、果菜類簡易摘取具と呼ばれるカッター刃を親指に取付け、片手で果実を把持しカッター刃を左右に動かすことにより果柄を切断する方法もある。さらに収穫作業の中で、採果を行ったのち「切り戻し」と呼ばれる整枝作業を行う場合がある。この「切り戻し」とは、腋芽の伸長を促進させる目的で、結果枝に2葉残して、その先の枝を切除する作業である。

収穫後の選果作業については、一般的に共同選果場で行われている。ナス果実の外観品質は、果実の大きさ、果形、果色、光沢、傷の有無および付着物によって決定され、階級および等級とも厳しく規定されている(68)。この標準規格を基に産地の状況に合わせた規格が用いられ、例えば愛知県における冬春どりの‘千両’の出荷基準は、図1-4、図1-5に示すように定められている。市場において好まれているL級の大きさの果実は、5kg詰めの段ボール箱に45果梱包されるので、1果あたりの重量はおよそ110gでなければならない。したがって、生産者は、点在する果実の中から110g程度の果実を選択して収穫するように心掛けている。

表 1-2 果形によるナスの分類(48)

Table 1-2 Classification of eggplant by the fruit shape (48)

果形	球型	卵型	中長型	大長型	細長型
果形指数*	0.8~1.3	1.3~2.0	2.0~3.0	3.0~10.0	10.0~

\*: 果形指数=果長/果径

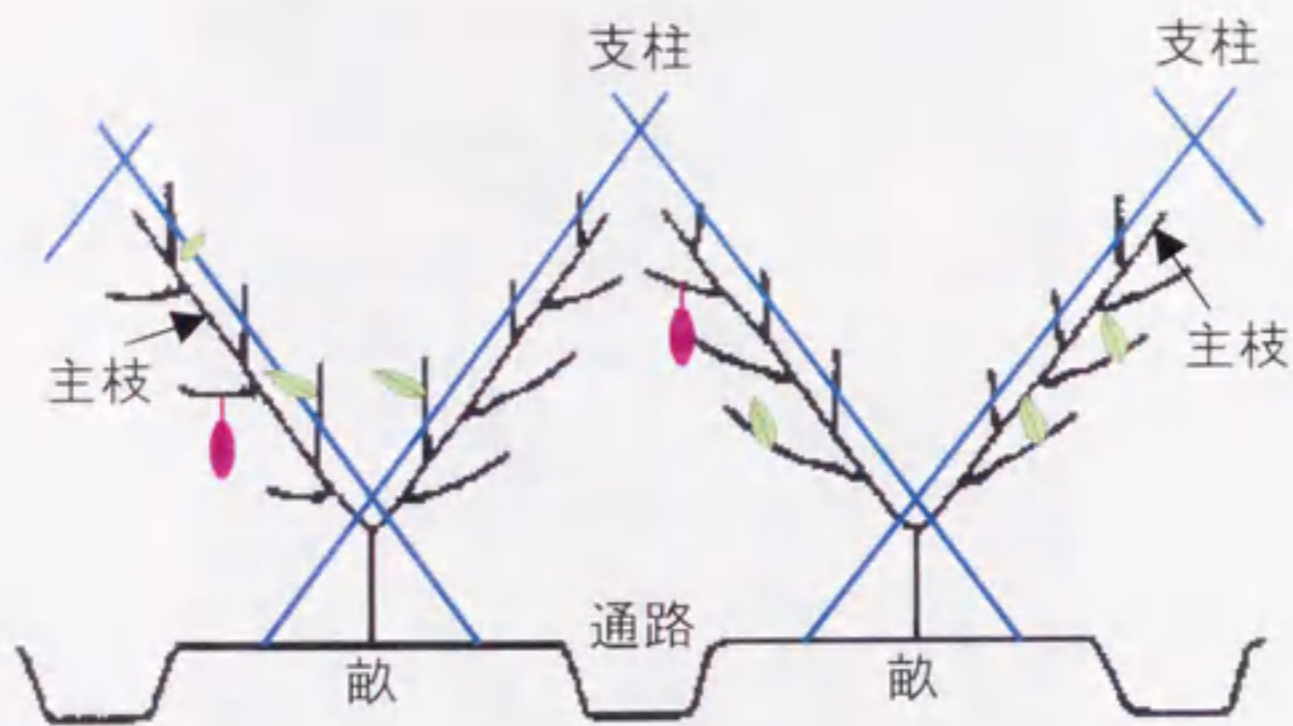


Fig. 1-1 V-shaped training method

图 1-1 V字型整枝法

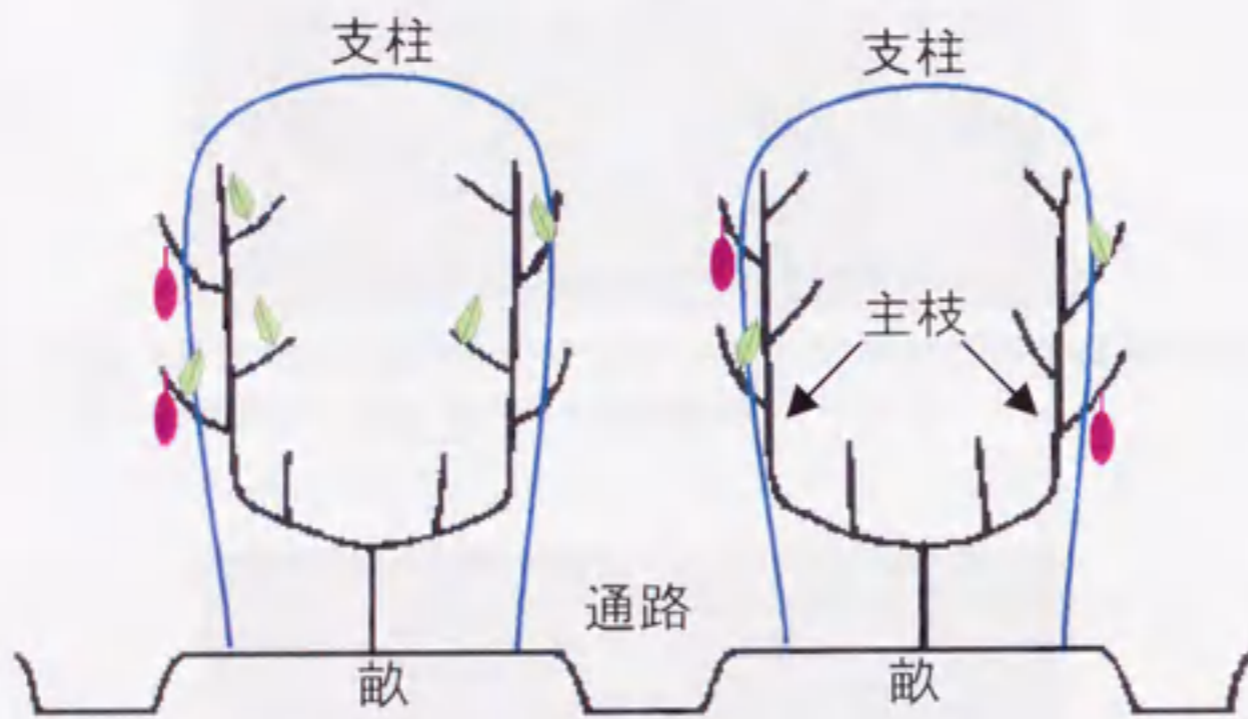


Fig. 1-2 U-shaped training method

图 1-2 U字型整枝法



Fig. 1-3 Cultivation scene of eggplants by V-shaped training method

图 1-3 V字型整枝法によるナスの栽培風景



Fig. 1-4 Grading standard of eggplants in Aichi prefecture ('Senryo')  
 図 1-4 愛知県におけるナスの選果基準 ('千両')

Grade	Number of plants	Weight distribution
4L	30本	10+10+10
3L	35本	15+10+10
2L	40本	15+14+11
L	45本	15+15+15
M	50本	15+15+15+5
S	55本	15+15+15+10
2L	35~44本	15+10+10 15+14+6
L	45~55本	15+15+15+10
良	何本でも	32

箱あたり 5.4kg

Fig. 1-5 Packing standard of eggplants in Aichi prefecture ('Senryo')  
 図 1-5 愛知県におけるナスの梱包基準 ('千両')



### 第3節 ロボット収穫に関する既往の研究成果

果菜類や果樹の収穫では、大きさ、色および形の異なる果実が点在している中から、収穫適期の果実のみを採果する選択手収穫が行われている。したがって、これらを対象とした収穫ロボットには、果実の大きさ、形、色、位置などの複雑であいまいな情報を処理して総合的な判断を行う、高いレベルの問題解決能力が要求される。このような収穫ロボットを含む生物生産ロボットは、21世紀の生物生産システムの重要な役割を担うものと期待されている(46)。

収穫作業の自動化・ロボット化に関する研究は、オレンジやリンゴを対象としてアメリカにおいて展開された。Schertz and Brown(50)は、オレンジの選択収穫の可能性を検討するとともに収穫機構を試作している。また、Parrish and Goksel(47)は、画像処理と3軸アームからなるリンゴ収穫システムを試作し、実験室レベルで自動収穫を実現している。これらの研究がきっかけとなり、オレンジ収穫ロボットの開発研究が推進され、Slaughter and Harrell(56)は、ハンドアイ構造を有する極座標型マニピュレータを用いたオレンジの収穫方法を提案し、Harrellら(11)は、視覚認識技術とマニピュレータ制御技術を組み合わせたオレンジ収穫ロボットを開発している。

ヨーロッパにおいてもロボット収穫に関する研究が進められている(62)。例えば、フランスではリンゴ収穫ロボット(通称: 'MAGALI')が開発され、スペインではオレンジ収穫ロボットの導入を前提として樹形の改良を行うことにより、果実の認識率を向上させている。

日本における収穫ロボットに関する研究は、トマトなどの果菜類を対象に1980年代中頃から始まった。トマトは収穫適期になると赤熟することから、色情報を用いた画像処理技術により果実を認識することができ、同時に収穫適否を判定することが可能である。川村ら(20)は、トマト等の果菜類の自動収穫を目的とした5軸ロボットを試作するとともに、ステレオ画像法を用いて果実の三次元位置を測定している。また、採果動作の自動化にはエンドエフェクタの開発が不可欠であり、近藤ら(29)は、近傍のトマト果実に損傷を与えることなく対象果実のみを把持するために、吸引機構を具備するエンドエフェクタを試作している。林・坂上(12)は、トマト収穫用エンドエフェクタに円盤カッターを取り付けることにより、果柄の切断を試みている。

ミニトマトも収穫適期に近づくと赤熟することから、トマトと同様に色情報を用いた認識が可能である。Kondoら(30)は、ビジュアルフィードバックによりマニピュレータを動作させミ

ニトマトの選択収穫を実現している。スブラタら(58)は、三次元視覚センサと障害物回避機能を有する収穫用エンドエフェクタによりロボット収穫を行っている。

キュウリは、肥大が速く最盛期になると1日2回収穫しなければならないことから、ロボット収穫への要望が強い。しかし、果実と茎葉が同系色であるため、色情報のみを用いて果実を認識することが困難である。そのため、庄野ら(52)は、果実に光を照射することにより生じる稜線を利用して果実の認識を試み、有馬ら(2)は、分光反射特性に着目して果実と茎葉の識別を行うとともに、走査型距離センサによって茎葉などの障害物の認識を試みている。採果については、天羽・高倉(1)が果実の把持と果柄の切断を行うエンドエフェクタの基本機構を考案している。そして有馬ら(3)は、果実基部を検出するとともに果柄を切断する収穫エンドエフェクタを試作し、ロボット収穫を実現している。

スイカについては、キュウリと同様に果実と茎葉が同系色であることから、色情報のみを用いて果実を認識することが困難である。加えて熟期に近づいても外観的な変化がないことから、内部品質を評価するセンシング技術が必要になる。徳田・並河(66)は、スイカ果実の周辺に送風を行い動画像処理を施すことにより果実を識別する手法を開発している。採果については、飯田ら(14)がセルフロック方式の収穫エンドエフェクタを考案している。そして飯田ら(15)は、油圧マニピュレータ、視覚認識装置および走行車両から構成されるスイカ収穫ロボットの基本機構を開発している。

一方、果樹のロボット収穫に関する研究も進められ、藤浦ら(10)は、ナツミカンを対象に、ゴム製の把持指とハサミから構成されるエンドエフェクタを試作するとともに、ロボット収穫を実現している。これがきっかけとなり、ロボット収穫に関する研究が他の作物にも展開し、近藤ら(34)は、ブドウの収穫を対象とした5自由度の極座標型マニピュレータを試作し、さらに近藤ら(32)は、ブドウの各部位を認識する画像処理手法を開発している。収穫作業とともに管理作業のロボット化も検討され、門田ら(40)は、整房・摘粒用エンドエフェクタを試作している。また、リンゴ収穫に関して、張ら(8)は、パターン認識によるリンゴ果実の識別を試み、孫ら(57)は、RGB信号比を用いた認識手法を提案している。採果方法については、片岡ら(19)がリンゴ果実を回転させ離層で果柄を切断する収穫機構を試作しているが、一連の収穫動作を実現するロボット機構

の開発には至っていない。

#### 第4節 本研究の目的

農業労働力の不足と野菜消費の低迷から、ナスの作付面積は微減傾向を示し、生産基盤の弱体化が危惧されている。また、ナス生産における10 aあたりの労働時間は2,000時間内外で、そのうち収穫作業は、全体の40%近くを占め機械化が遅れている。一方で、トマトなどを対象として、2 haを越える大規模なフェンロー型温室がオランダから輸入され、わが国でも稼働し始めている。ナス産地においても規模拡大を目指す動きはあるものの、栽培管理や収穫を行うパート雇用の確保が難しいことから、規模拡大は十分に進んでいない。今後、ナス産地における担い手の減少、円高に支えられた生鮮野菜の輸入の増大、大規模生産による経営の拡大を考えると、ナスの収穫作業の機械化・自動化を図る意義は大きい。

本研究では、ナスの収穫基本動作を遂行するロボット収穫システムの開発を目的とした。これまでロボット収穫に関する多くの研究が報告されているが、ナスを対象とした研究は少ない。そのため、収穫作業に関連するナスの基本的な特性を明らかにすることが重要になる。そして、生産者が行っているナスの収穫動作を、果実認識、接近および採果の3つの基本動作に分け、これらをそれぞれ画像処理装置、マニピュレータおよび収穫用エンドエフェクタを用いて実行することにより、収穫動作のロボット化を図る。また収穫対象として、全国的に広く栽培されている卵型の品種‘千両’と‘千両2号’を選定するとともに、ロボット収穫システムはV字型整枝法で栽培された環境において稼働することを前提とした。

#### 第5節 本論文の構成と概要

本論文では、ナスの収穫基本動作を遂行するロボット収穫システムの開発について述べ、本章を含め5章から構成した。

第1章は緒論であり、ナス生産の現状とロボット収穫に関する既往の研究を踏まえて、収穫作業の自動化の必要性とその意義、並びにロボット技術の導入方法について述べた。

第2章では、収穫作業に関連するナスの基本的な特性を明らかにするため、形態的特徴、物理

的特性および色特性に関する調査と実験について述べた。選択収穫を行うための適否判定の指標、果実の圧縮特性、果柄の切断力、およびデジタル画像におけるナスの色特性を検討し、その結果を記した。

第3章では、第2章で得られた基礎的なデータを踏まえて構築した、ロボット収穫システムの基本要素について述べた。ナス果実の認識を行う画像処理アルゴリズムの独自性について論述し、画像の入力環境にかかわらず、高い認識率で果実を認識できることを示した。次に、果実への接近を行うビジュアルフィードバックによるマニピュレータの制御方法について詳述し、ファジー推論を適用することの有効性を示すとともに、接近途中に果実の着果姿勢を推定できることを明らかにした。さらに、採果を行う収穫用エンドエフェクタの構造と機能について詳述し、果実の把持と果柄の切断に関する基本性能を明らかにした。

第4章では、第3章で構築した基本要素を機能的に組み合わせたロボット収穫システムについて述べた。本システムにより、果実の認識、果実への接近、および採果動作を自動で遂行できることを立証した。そして、この動作には5自由度のマニピュレータが必要なことを示した。また、収穫基礎実験から、ロボット収穫システムの基本性能を明らかにした。

第5章は総括であり、本研究により得られた成果について述べた。

本研究で提案した画像処理アルゴリズムを利用した果実への接近手法、および収穫適否の判定と果柄の切断機能の特徴とするエンドエフェクタを機能的に組み合わせてナスの選択収穫動作のロボット化を実現した。これにより施設内全体の収穫作業を完全自動化するナス収穫ロボットの基盤技術が確立した。

## 第2章 ロボット収穫のための基礎研究

本章は、ロボット収穫システムの基本要素を開発するため、ナスの形態的特徴、物理的特性および色特性に着目して、収穫作業に関連する基礎的な知見を得ることを目的として行った研究である。第1節では、対象とした‘千両’と‘千両2号’の品種特性、形状特徴および着果状態について調査した。第2節では、収穫用エンドエフェクタを設計する基礎データとして、果実の圧縮特性と果柄の切断力に関する実験を行った。さらに第3節では、画像処理による果実認識のための基礎データとして、ナス果実、木質した茎、紫色の茎、葉およびへたの色特性について検討した。

### 第1節 ナスの形態的特徴

#### 1) 緒言

ロボット収穫システムの開発を進めるため、本研究で対象とした‘千両’と‘千両2号’の品種特性を把握することは重要である。また、ナスは重量によって階級選別されていることから、開発するシステムには、収穫動作の前に果実重を推定する機能が求められる。着果状態で果実重を測定する方法としては、メロン果実に電子天秤を装着して果実重を推定する方法が提案されている(4)が、この方法では全ての果実に対して装置を着脱しなければならず、ナス果実の収穫作業には適さない。したがって、新たに果実重を推定する方法が必要となる。また、採果を実行するエンドエフェクタを設計するためには、果実形状や着果状態を把握する必要がある。

そのため本節では、ロボット収穫システムの基本要素を開発するための基礎的な知見を得ることを目的に、‘千両’と‘千両2号’の品種特性、形状特徴および着果状態について調査を行った。

#### 2) 材料および方法

##### (1) 品種特性

本研究で対象とした‘千両’と‘千両2号’の品種特性を、果形、果色、光沢、茎の大きさ、節間長、葉の大きさ、草姿、草勢、早晩性および収量性の各項目について文献とカタログを中心に調査を行い、両者を比較した。

## (2) 形状の特徴

果実重を推定する指標について検討するため、施設栽培した‘千両’40果、露地栽培した‘千両2号’40果に対して、果実重とナスの各部位の寸法との関係を調査した。すなわち、果実長、へた長、果実最大径、果実最小径、果柄長、果柄径および結果枝径をノギスで測定し、果実重との相関を求めた。

果実の形状は均一ではないが、ロボット機構により機械的に扱うためには、できるだけ規格化することが求められる。そのため、果実最大径の位置を調査した。調査方法は、果実をカメラ撮影しプリントしたのち、図 2-1 に示すように果実の絶対最大長を長辺とする矩形を設定し、矩形の左右で果実に接する点を決定した。そして、果実最大径の位置を式(2.1)から求めた。

$$P_m = \begin{cases} \frac{a}{a+b} & \text{: left side} \\ \frac{c}{c+d} & \text{: right side} \end{cases} \quad (2.1)$$

ここで、 $P_m$  は果実最大径の位置である。

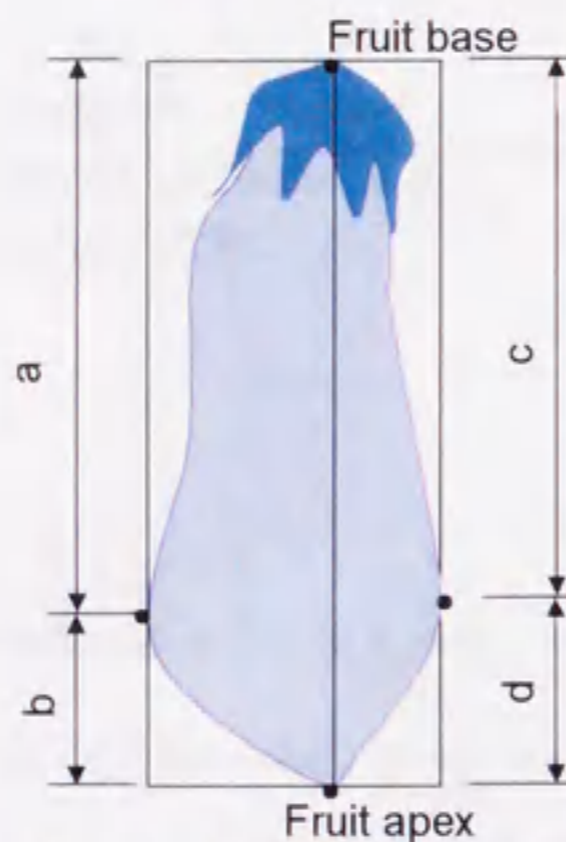


Fig. 2-1 Determination of the location of the fruit maximal diameter

図 2-1 果実全体における果実最大径の位置の測定

## (3) 着果状態

ナスのロボット収穫システムは、通路を移動しながら収穫動作を行うことを想定している。したがって、視覚認識における視点は通路上となる。この位置から畝に直角方向の果実の傾きを計

測することは困難である。すなわち、果実側面に視点を移すためだけに、ロボット収穫システムの可動領域を広げることとなり実用的ではない。このため畝方向に対する果実の傾きについてのみ検討を行った。ナス果実の着果状態を調査するにあたり、図 2-2 に示すように果実基部と果頂を結んだ直線と垂直線のなす角に着目し、これを果実角度と定義した。なお果実角度の測定は、対象とする果実と鉛直に吊り下げた赤色紐を通路からカメラ撮影しプリントした写真を用いて、分度器で測定した。果実角度は反時計方向を正とした。この調査には、施設栽培した‘千両’40果と露地栽培した‘千両2号’40果を用いた。

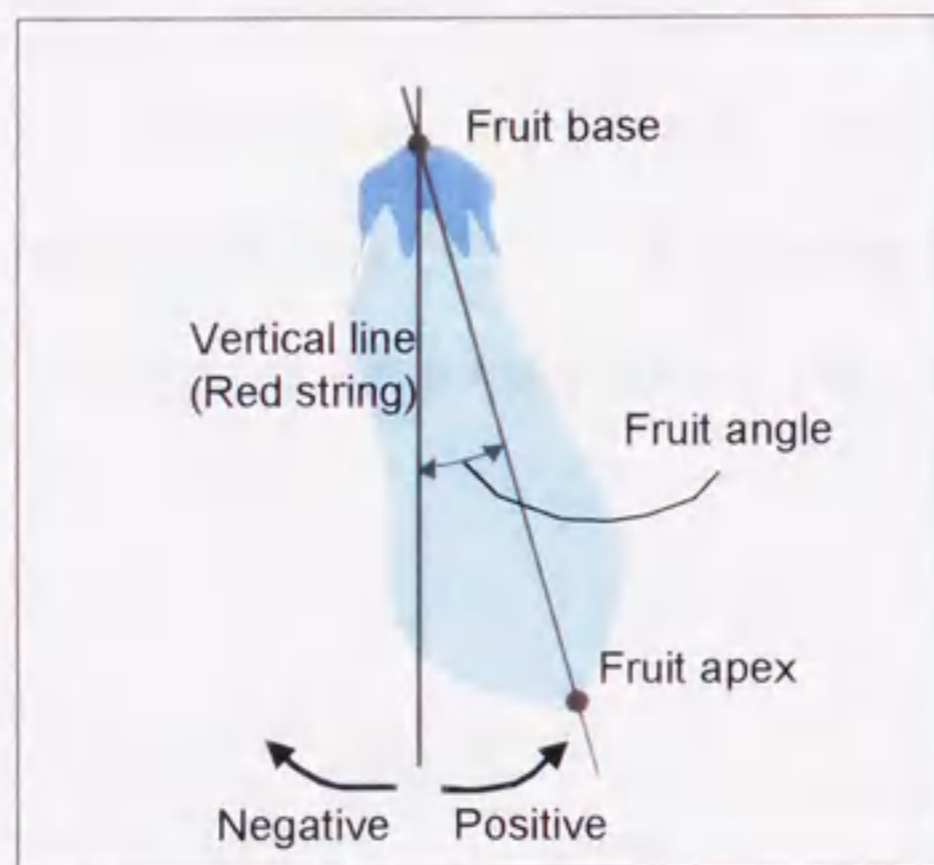


Fig. 2-2 Definition of the fruit angle  
 図 2-2 果実角度の定義

### 3) 結果および考察

#### (1) 品種特性の比較

‘千両’と‘千両2号’の品種特性を表 2-1 にまとめる。供試品種は半枯病に対する抵抗性を持ち、露地や施設で広く栽培されている(59)。「千両2号」は、「千両」に比べ節間長がやや長く葉も大きいことから、露地栽培に適している。一方「千両」は、施設栽培用の品種として推奨されている。また、対象とした両品種は、果形、果色および光沢について差がない。果形は、収穫用エンドエフェクタの設計において重要であり、果色と光沢は、視覚認識を実行する画像処理アルゴリズムを考案するための基礎データとなる。したがって、これらの項目に共通性があることから、開発を目指すロボット収穫システムは、両品種に適応できると推測された。

表 2-1 '千両' と '千両 2 号' の品種特性

Table 2-1 Variety characteristics of eggplant 'Senryo' and 'Senryo2'

Variety	Shape	Fruit color	Glossiness	Stem size	Length internode	Leaf size	Plant vigor	Earliness	Yielding ability
'Senryo'	Long-egg	Dark purple	Glossy	Rather thin	Middle	Middle-small	High	Early	Very high
'Senryo2'	Long-egg	Dark purple	Glossy	Thick	Rather long	Middle	High	Early	Very high

(2) 選択収穫の指標と果実最大径の位置

'千両' と '千両 2 号' における果実重と各部位の寸法との関係をそれぞれ図 2-3, 図 2-4 に示すとともに, 相関係数を表 2-2 に示す。果実長, 果実最大径および果実最小径は, 果実重との間で 0.9 以上の正の相関があったが, へた長, 果柄長, 果柄径および結果枝径は, 果実重との相関が低い。このことから, 果実長, 果実最大径および果実最小径は, 果実重を推定する指標となり得ると考えられる。しかし, 果実重の増加に対する果実最小径の変化量は最も小さく, この測定には高精度なセンシング技術が必要となることから, 実用的な指標とは言えない。したがって, 収穫適否の判定指標には, 果実長または果実最大径が適すると判断した。

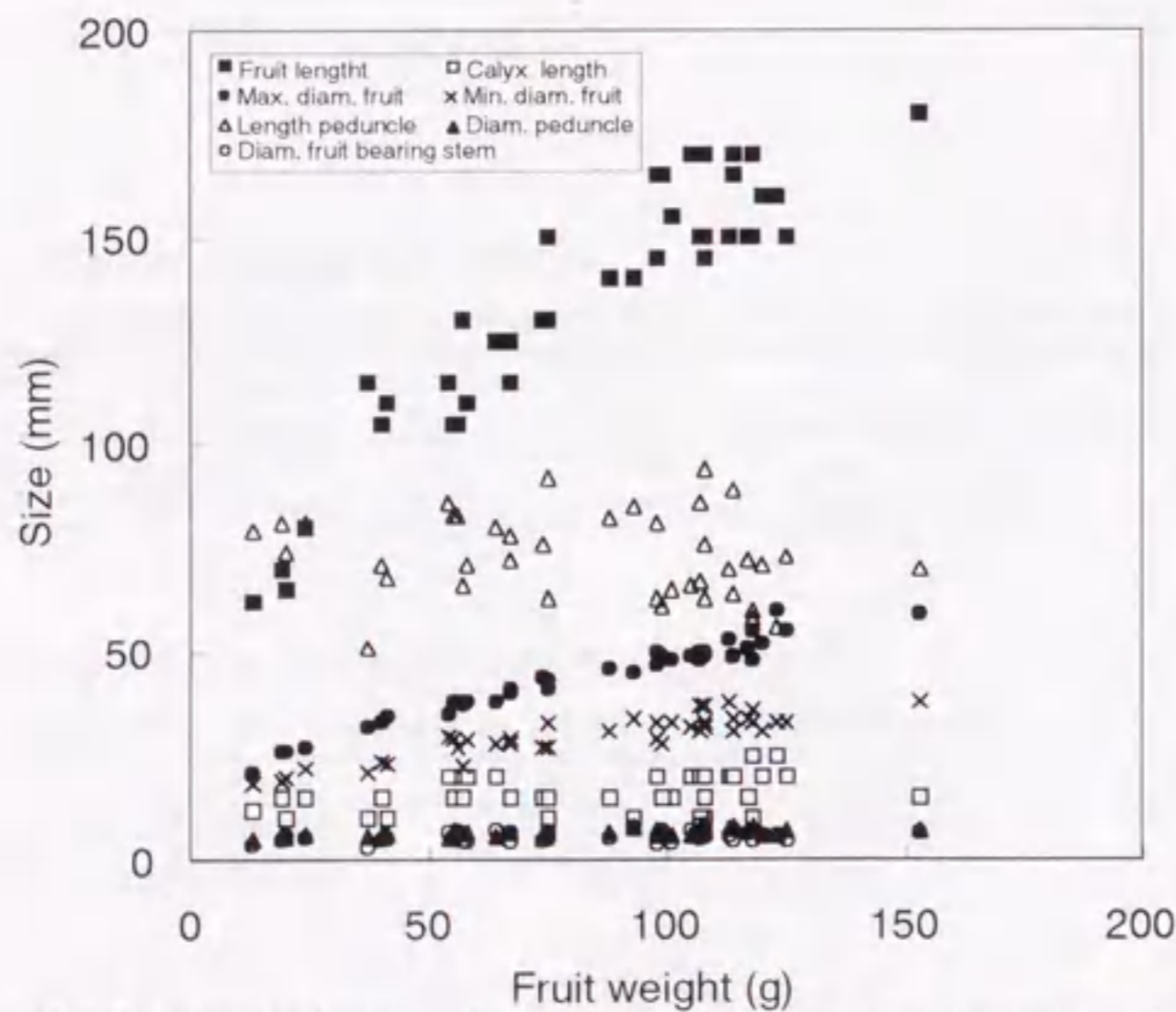


Fig. 2-3 Relationship between the fruit weight and eggplant dimensions ('Senryo')

図 2-3 果実重とナスの各部位の寸法との関係 ('千両')



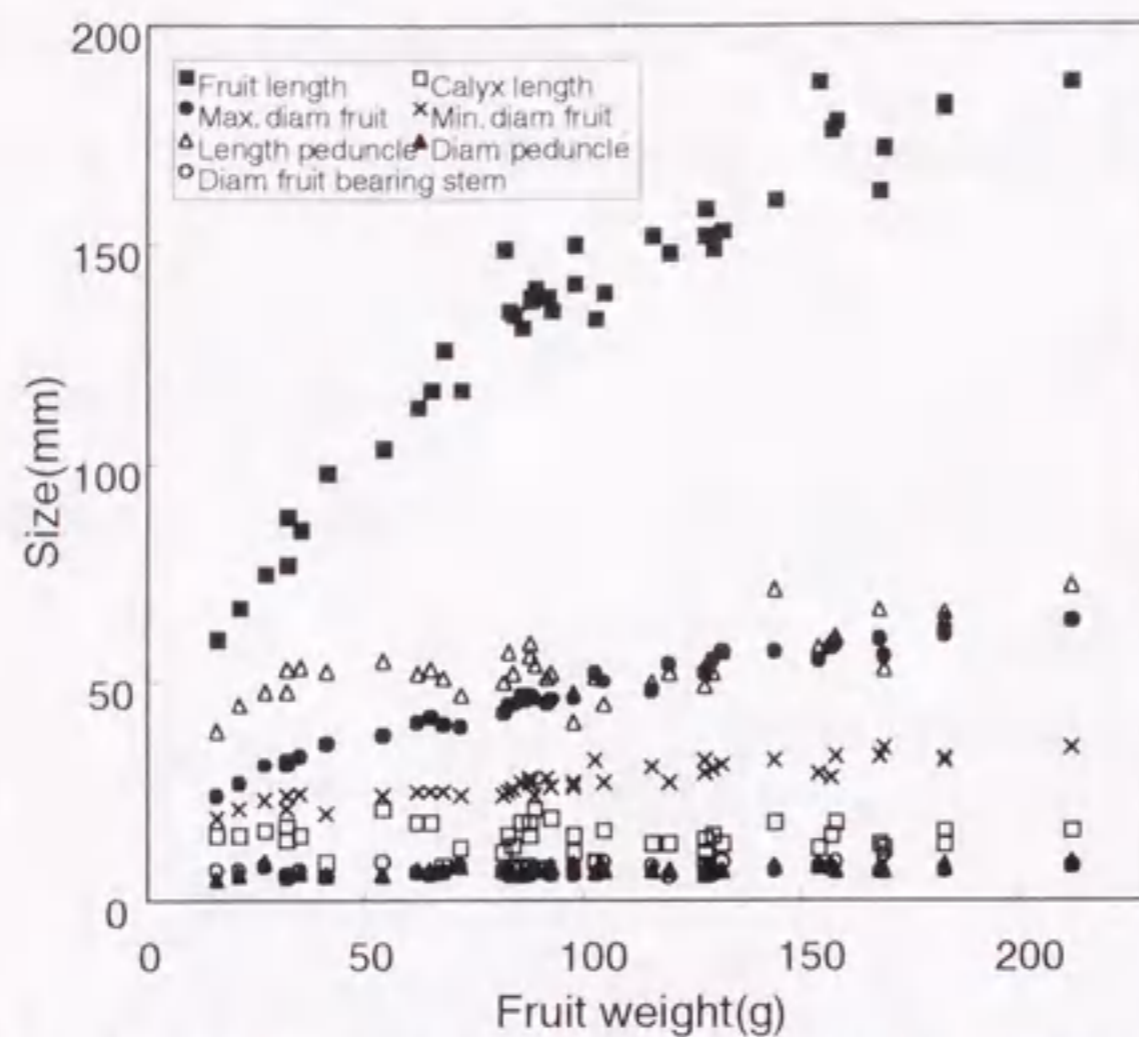


Fig. 2-4 Relationship between the fruit weight and eggplant dimensions ('Senryo2')  
 図 2-4 果実重とナスの各部位の大きさとの関係 ('千両 2 号')

表 2-3 に示すように、'千両' と '千両 2 号' における果実最大径の位置  $P_m$  は 0.657-0.709 で、ばらつきが小さかった。また、果実の左右における差、両品種における差は認められなかった。このことから、'千両' と '千両 2 号' の果形は、果実基部を基準に果実長のほぼ 2/3 の位置で果実径が最大となる卵型と考えることができる。

表 2-2 果実重とナスの各部位との相関係数

Table 2-2 Correlation coefficient between the fruit weight and eggplant dimensions

Variety	Length fruit	Length calyx	Max. diam. Fruit	Min. diam. Fruit	Length peduncle	Diam. Peduncle	Diam. fruit bearing stem
'Senryo'	0.93	0.37	0.98	0.90	-0.20	0.60	0.29
'Senryo2'	0.95	-0.07	0.97	0.91	0.68	0.56	0.33

表 2-3 果実基部を基準とする果実最大径部位の位置( $P_m$ )

Table 2-3 Location of the fruit maximal diameter from the fruit base( $P_m$ )

Variety	Left side	Right side	Average
'Senryo'	0.666±0.095	0.657±0.092	0.661±0.062
'Senryo2'	0.709±0.074	0.685±0.064	0.697±0.039

### (3) 果実角度

'千両' と '千両 2 号' における果実重と畝方向の果実角度との関係をそれぞれ図 2-5, 図 2-6 に示す。果実角度の絶対値の平均は、'千両' で  $6.2 \pm 5.5^\circ$ , '千両 2 号' で  $7.9 \pm 5.0^\circ$  であり、両品

種間の差は認められなかった。また、果実重と果実角度にも一定の関係が認められなかった。さらに、果実角度が求まることにより、果実基部を基準とした果頂の偏差を式(2.2)から計算することができる。

$$d_0 = L_f \cdot \sin\theta \quad (2.2)$$

ここで、 $d_0$ ：果頂の偏差(mm)、 $L_f$ ：果実長(mm)、 $\theta$ ：着果角度(°)である。

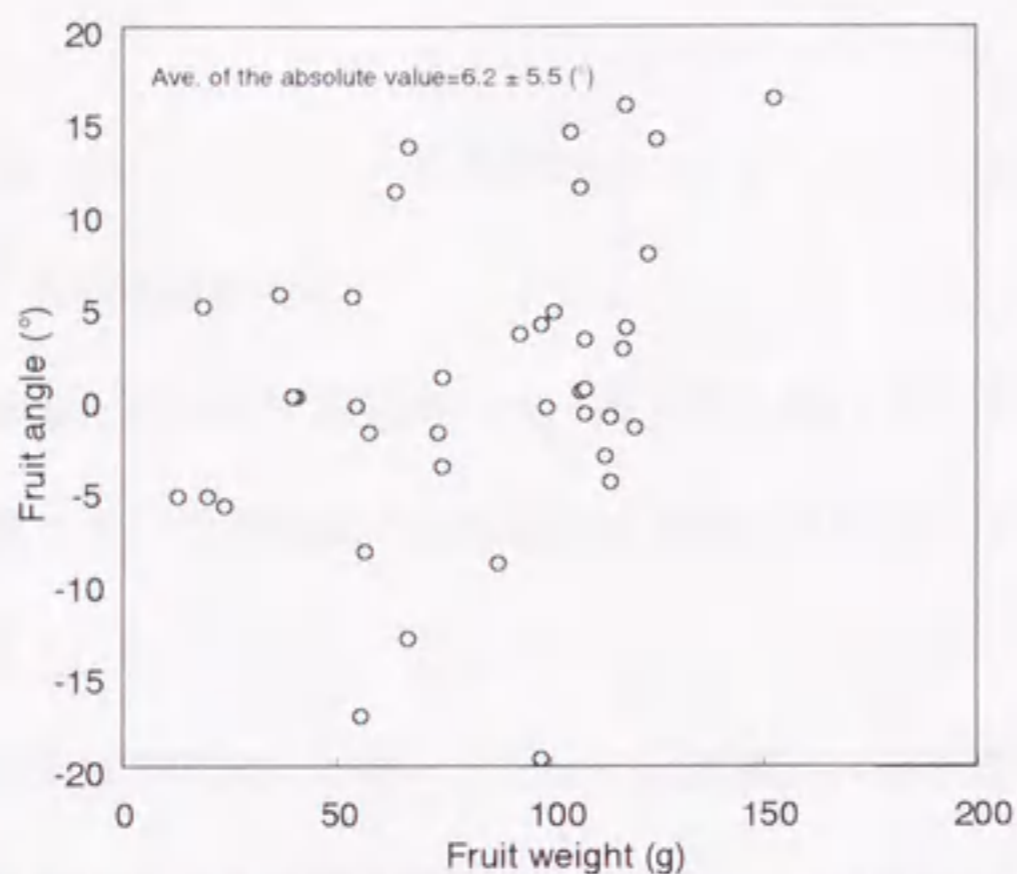


Fig. 2-5 Relationship between the fruit weight and the fruit angle('Senryo')  
 図 2-5 果実重と果実着果角度の関係 ('千両')

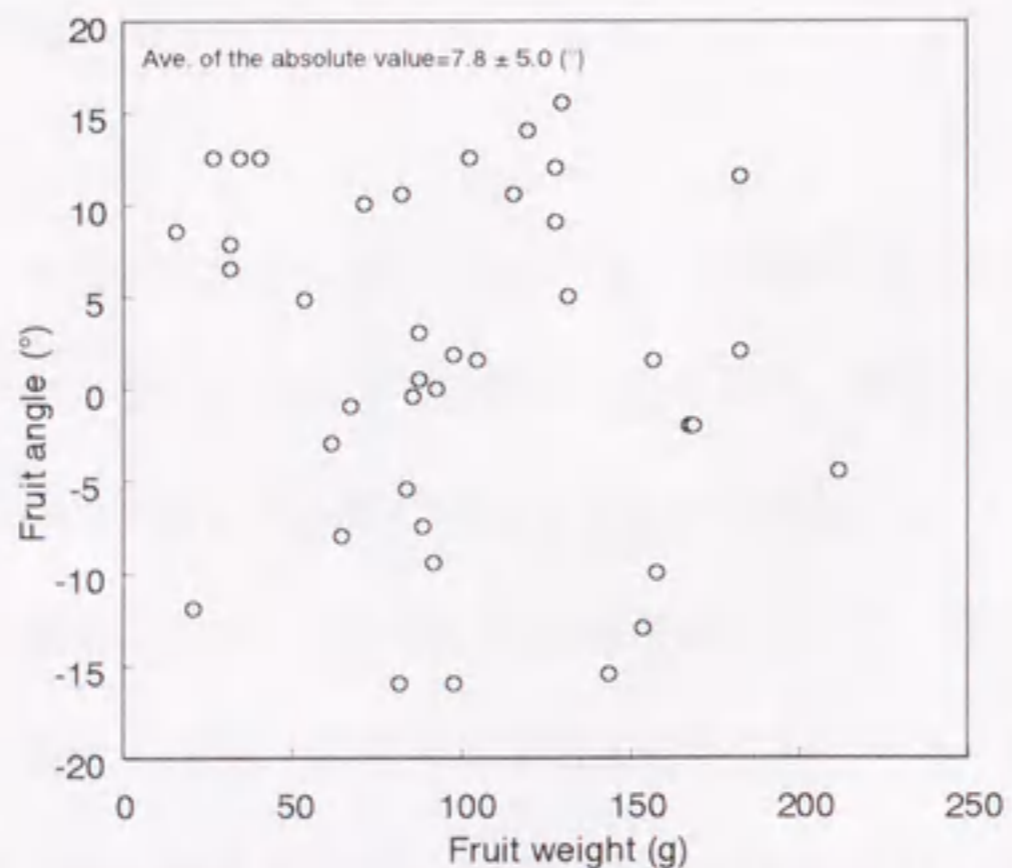


Fig. 2-6 Relationship between the fruit weight and the fruit angle('Senryo2')  
 図 2-6 果実重と果実着果角度の関係 ('千両2号')

収穫適期の果実は、図 2-3、図 2-4 から、果実長が 125~165 mm 程度と考えることができるため、中央値である果実長 140 mm の場合、果頂の偏差  $d_0$  は '千両' で 15.1 mm、'千両2号' で 19.2

mm となる。このことから、'千両' と '千両 2 号' の果実は、ほぼ鉛直下向きに着果していると判断した。

#### 4) 摘要

ナス果実を自動認識する画像処理アルゴリズムを考案するため、および収穫用エンドエフェクタを設計するための基礎的知見を得ることを目的として、'千両' と '千両 2 号' を対象に、品種特性、形状特徴および着果角度について形態的特徴を調査した結果、以下のことが明らかになった。

- (1) 品種 '千両' と '千両 2 号' の果実は、視覚認識とハンドリングに重要な要因である果形、果色および光沢について共通性がある。
  - (2) 着果状態で果実の収穫適否を判定する指標には、果実長と最大果実径が適する。
  - (3) 品種 '千両' と '千両 2 号' の果形は、果実基部を基準に果実長のほぼ 2/3 の位置で果実径が最大となる卵型である。
  - (4) 畝方向における果実角度は 7°程度と小さいことから、果実はほぼ鉛直下向きに着果している。
- また、果実重と果実角度には一定の関係は認められない。

## 第 2 節 ナスの物理的特性

### 1) 緒言

ナス果実は、黒紫色の果色と光沢が生命とも言われ、栽培途中または収穫・運搬時に果実に傷が付くと等級が下がったり、なかには出荷できないこともある。またナス果実の果皮は、外果皮、中果皮および内果皮から構成され、内部は中果皮と芯を結ぶ隔壁によって 5~8 の子室に分けられており、この果実内部に損傷が発生すると数日後には変色が生じ、消費者からクレームがつくことがある。このような損傷は、収穫、運搬または流通過程で発生すると考えられ、ロボット機構を用いて果実を取り扱う場合、果色や光沢を劣化させないだけでなく、果実内部に損傷を与えない把持方法と把持力を検討する必要がある。

果柄の切断方法について見ると、トマトの場合では、離層を中心に果実を回転させることにより果柄を分離、切断することも可能であるが、ナスの場合には、離層が強靱であるためトマトの

ような切断方法を適用できず、ハサミによる切断が必要になる。また、生産者は出荷基準を満たすため、果実基部から 5 mm 程度の範囲で果柄を切断していることから、収穫用エンドエフェクタには、ハサミ等を用いて果柄の最適位置を切断する機能が求められる。

そのため本節では、収穫用エンドエフェクタを設計・試作するための基礎的知見を得ることを目的に、果実の圧縮特性と果柄を切断するために必要な力（以下、果柄切断力という）について基礎実験を行った。

## 2) 材料および方法

### (1) 果実の圧縮実験

果皮または果実内部に損傷が発生するときの圧縮力を検討するため、果実の圧縮実験を行った。図 2-7 のように果実を圧縮試験装置に置き、フォースゲージ(IMADA, DPRS50TR)を上方から速度 0.17 mm/s で下降させることにより、果実最大径の部位を圧縮した。フォースゲージ先端には直径 50 mm の圧縮板を取り付けた。このとき果実と平板との接触面積は、圧縮変位によって変化するとともに果実によっても差があることから、圧縮力は平板間に発生する力とした。この圧縮力を 0~10 N に設定し、1 N の幅で 10 段階に分け、それぞれの圧縮段階において 6 果ずつを圧縮した。供試数は、圧縮を行わない 0 N の 6 果を含め計 66 果とした。供試品種は‘千両 2 号’で、収穫適期前と適期の果実(62~138 g)を用いた。



Fig.2-7 Compression test devise for eggplants  
図 2-7 ナスの圧縮試験装置

果実の損傷を評価するため、まず圧縮直後に果皮の状態を観察した。さらに、果実が出荷され消費者に届くまでを想定して、圧縮した果実を室温 10~20°の室内に 72 時間放置したのち、圧縮部位を包丁で切断し、切断面の状態を観察により評価した。評価基準は、損傷なし、損傷有り、損傷と変色有り、の 3 段階とした。

## (2)果柄の切断実験

ナスの果柄は、トマト、キュウリ、ピーマンなどに比べ太く強靱であることから、果柄の切断には刃先が長くストレートな採果ハサミが用いられている。そこで、収穫用エンドエフェクタに具備するハサミには、この条件を満たす採果ハサミ（野口鍛冶店、二段鋏）を選定した。そして、この採果ハサミを用いて果柄を切断したときの切断力について検討した。このため、図 2-8 のようにフォースゲージ(IMADA, DPRS50TR)に採果ハサミを取り付け、フォースゲージを左右に移動させることにより、果柄を切断できる装置を製作した。このとき、切断刃の中央における接線方向の移動速度を 0.65 mm/s に設定した。果柄切断力は式 (2.3)から計算した。

$$F_{cut} = \frac{L}{l} \cdot F \quad (2.3)$$

ここで、 $F_{cut}$ ：果柄切断力 (N)、 $L$ ：支点からフォースゲージまでの距離(mm)、 $l$ ：支点から果柄までの距離(mm)、 $F$ ：フォースゲージにかかる負荷(N)である。

この切断装置を使って 2 つの果柄切断実験を行った。切断実験 1 では、果実基部から果柄側 5 mm の範囲を切断したときの果柄切断力を測定し、果実重と果柄切断力との関係を調べた。供試品種は‘千両 2 号’で、供試数は 50 果とした。

次に、エンドエフェクタを用いて果柄を切断することを想定すると、目標とする切断位置よりも結果枝側を切断する可能性がある。そこで切断実験 2 では、供試果実を重量別に 80~100 g、100~120 g、120~140 g の 3 水準に分け、切断位置を果実基部から 60 mm の範囲で変化させて果柄の切断を行った。このときの果柄切断力を測定し、切断位置と果柄切断力との関係を調べた。供試品種は‘千両 2 号’で、供試数はそれぞれの重量水準で 40 果ずつ計 120 果とした。

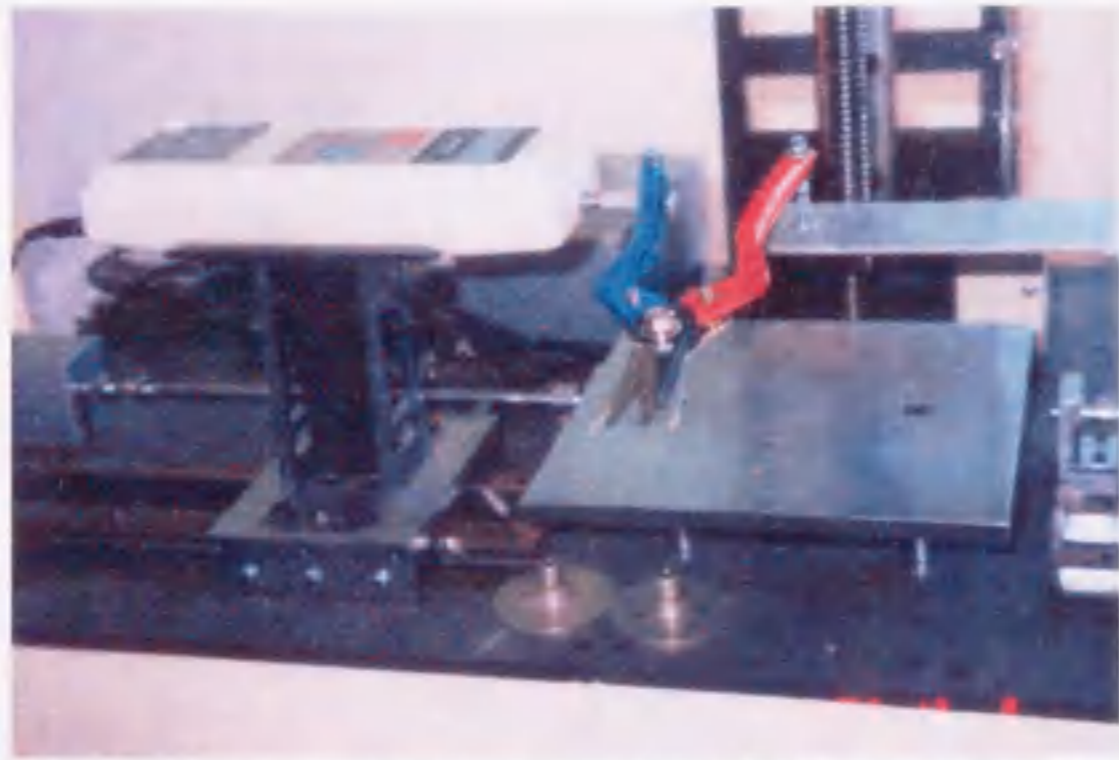


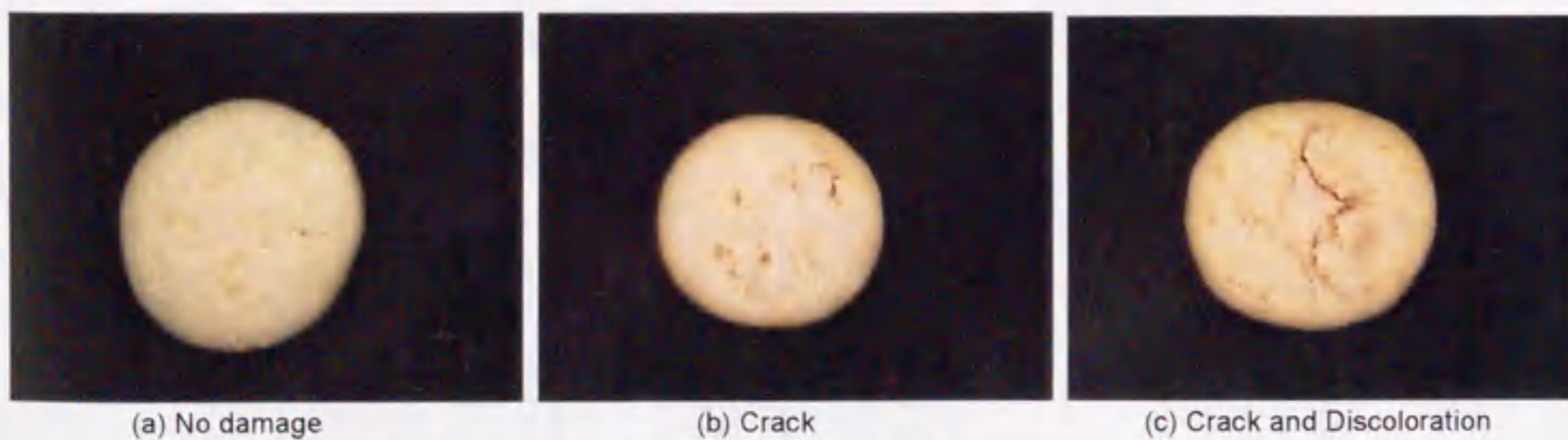
Fig. 2-8 Cutting test device of the eggplant peduncle by the scissors mechanism  
 図 2-8 採果ハサミによるナス果柄の切断装置

### 3) 結果および考察

#### (1) 果実の圧縮特性

平板で果実に 5 N 以上の圧縮力を加えた場合には、圧縮を止めても歪み残り、果形が変形する果実があった。すなわち、この時点ですでに比例限界を超えたと考えられた。

果実の圧縮から 72 時間を経過したときの果実内部の状態を図 2-9 に、また、果実重と圧縮力の関係を図 2-10 に示す。図 2-9-(b) のような果実内部の損傷は、圧縮力が 4 N 以上のときに観察され、子室の境界を形成する隔壁周辺で発生した。圧縮力が 7 N 以上になると、図 2-9-(c) のように、果実内部の損傷とともに隔壁周辺が茶色に変色するのが確認された。このことから、果実全体に平板で 4 N 以上の圧縮力を加えると、内部に損傷が発生する危険があると推測された。



(a) No damage

(b) Crack

(c) Crack and Discoloration

Fig. 2-9 Cross section of eggplants in 72 hours of the compression test  
 図 2-9 圧縮実験から 72 時間後の果実の断面

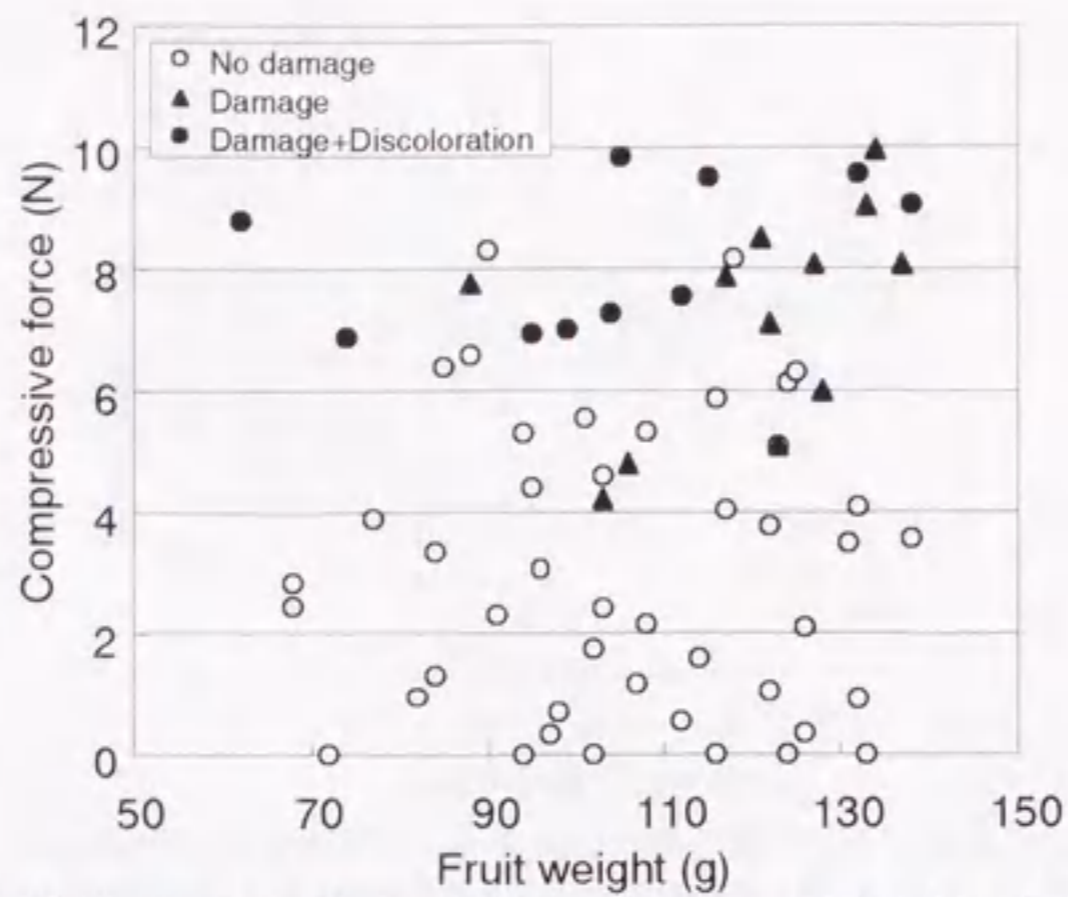


Fig. 2-10 Relationship between the fruit weight and the compressive force in the compression test  
 図 2-10 果実の圧縮実験における果実重と圧縮力の関係

## (2) 果柄切断力

果柄の切断実験 1 における果実重と果柄切断力との関係を図 2-11 に示す。果柄切断力は 22.1~81.9 N の範囲で大きくばらついた。また、果実重と果柄切断力には一定の関係が認められなかった。果柄の切断実験 2 における切断位置と果柄切断力との関係を図 2-12 に示す。切断位置と果柄切断力には一定の関係が認められなかった。このことから、選定した採果ハサミを用いて果柄を切断するためには、果実重または切断位置にかかわらず、最大で 82 N の果柄切断力が必要であると判断した。

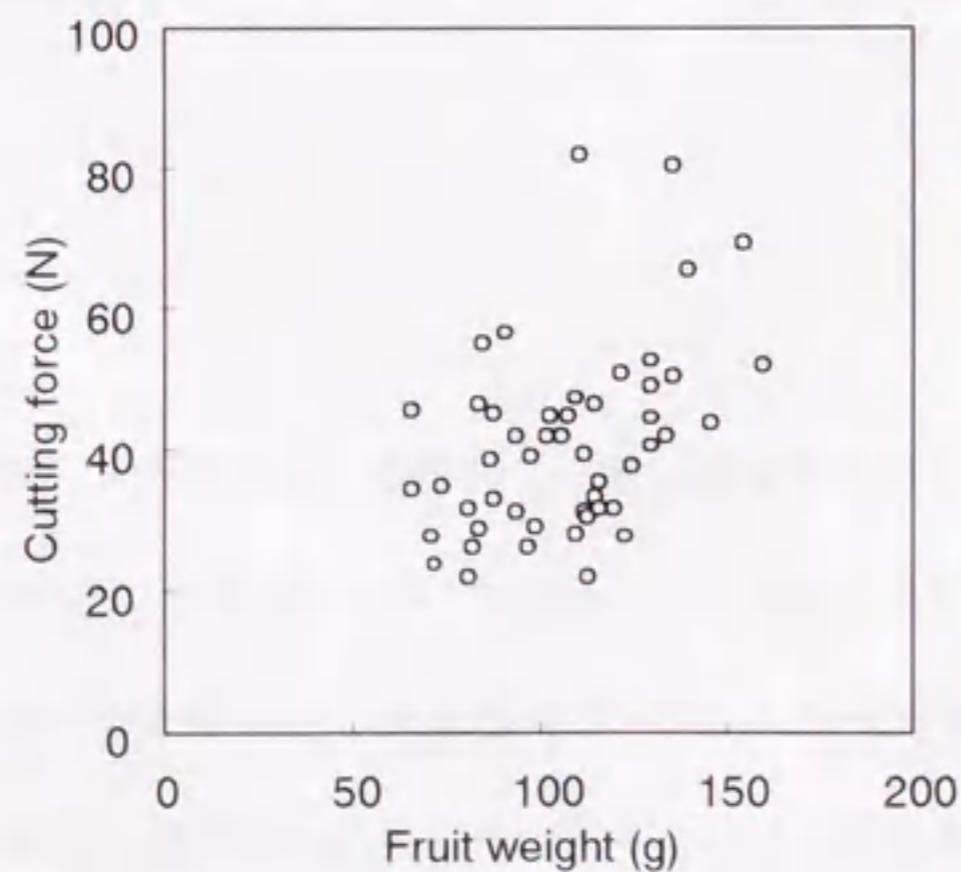


Fig. 2-11 Relationship between the fruit weight and the cutting force in peduncle cutting  
 図 2-11 果柄切断における果実重と切断力の関係

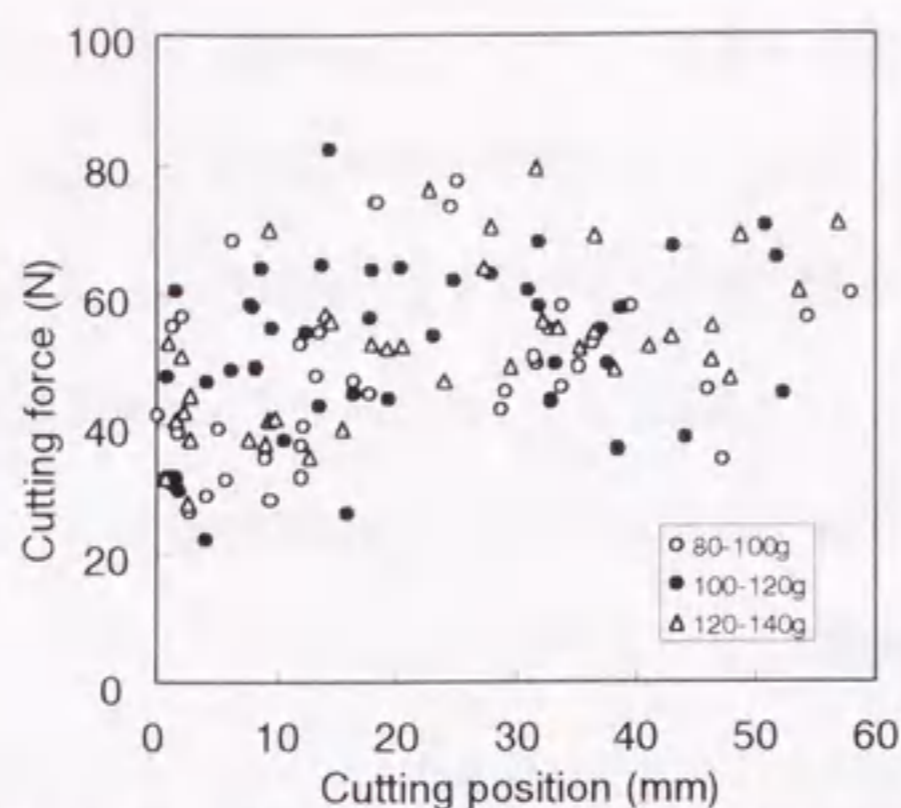


Fig. 2-12 Relationship between the cutting position and the cutting force in peduncle cutting  
 図 2-12 果柄切断における切断位置と切断力との関係

#### 4) 摘要

果実の把持と果柄の切断を実現する収穫用エンドエフェクタを設計するための基礎的知見を得ることを目的として、果実の圧縮特性と果柄切断力について実験を行った結果、以下のことが明らかになった。

- (1) 果実を平板で圧縮したとき、4 N 以上の圧縮力では、果実内部の隔壁周辺が損傷することがあり、7 N 以上の圧縮力では、圧縮実験の 72 時間後に隔壁周辺の損傷とともに変色が発生することがある。
- (2) 採果ハサミを用いて果柄を切断するためには、果実重または切断位置にかかわらず、最大で 82 N の果柄切断力が必要である。

### 第 3 節 ナスの色特性

#### 1) 緒言

ナス果実は、アントシアニン色素によって着色し一般に黒紫色を呈している。なかには淡緑色、白色、黄色のナスがある(49)が、わが国においてはほとんど流通していない。茎葉が繁茂している中から黒紫色のナス果実のみを検出する画像処理アルゴリズムを考案するためには、果実以外に、茎葉、へたなどの各部位の色特性を把握する必要がある。各波長における反射率を表す分光反射特性は、重要な色特性であり農産物の品質評価に利用されている(35)。ナス果実と茎葉など



の各部位の分光反射特性について、近藤(24)は、果実の反射率が可視領域で低いことを報告している。このような色特性、つまり光強度に比例して蓄積された電荷を映像信号として取り出すために、CCD (charge coupled device; 電荷結合素子) などの撮像素子を用いた方法が実用化している。これにより、空間の色情報をデジタル画像として取り出し、コンピュータで扱うことが可能となる。しかし、このデジタル画像の濃度値は、撮影時の天候、順光や逆光などの太陽の入射角によって大きく変化することが知られている。また表色系には、心理物理色を表示する混色系と、知覚色を表示する顕色系とがある。CCD カメラを用いて撮影した RGB 画像 (赤色画像, 緑色画像, 青色画像) は、混色系による表示に属する。RGB 画像を、顕色系の色相(Hue), 彩度(Saturation), 明度(Intensity)の画像に変換したのち、人間の知覚に基づいて特定の色を抽出する方法が提案されている(67)。したがって、画像処理アルゴリズムを考案するためには、RGB 画像と HSI 画像におけるナスの各部位の色特性を把握することは重要である。

そこで本節では、ナス果実を認識する画像処理アルゴリズムを考案するための基礎的知見を得ることを目的として、CCD カラーカメラを用いて撮影したデジタル画像のうち、ナスの各部位の色特性を検討した。

## 2)材料および方法

### (1)画像処理装置

生育しているナスの画像を撮影するため、CCD カラーカメラ (SONY, XC-003), 画像処理ボード (シャープセミコンダクタ, GPB-1) およびコンピュータ 1 (日本 DEC, Lpx560) から構成される画像処理装置を用いた。この仕様を表 2-4 に示す。カメラには、焦点距離 6 mm のレンズ (旭精密, H612AEX-2) を装着した。画像処理ボードは、解像度 512 画素(H)×480 画素(V), 階調数 255 のデジタル画像を取り扱うことができ、これにオプションボードとして高速画像変換ボード (シャープセミコンダクタ, AUXLUT) と高速画像入力ボード (シャープセミコンダクタ, INCARD) を追加した。高速画像変換ボードにより HSI 変換をハードウェア上で高速に行うことができる。また、3 個の AD 変換器が内蔵された高速画像入力ボードにより RGB 信号を同時に入力することができ、これによって、ナス果実が風などによって揺れ動いた場合でも、画面のずれがなく鮮明な画像を撮影することが可能である。このときの画像入力時間の平均は 33 ms であった。

表 2-4 画像処理装置の仕様

Table 2-4 Specifications of the machine vision system

CCD color camera (Sony, XC-003)	
(Image system)	
Image device	Interline-transfer, 1/3-inch CCD
Effective picture elements	768(H) × 494(V) pixels
Sensing area	6.00 × 4.96 mm
(Optical system and functions)	
Lens mount	C mount
Signal system	NTSC color system
Scanning lines	525 TV lines
Horizontal resolution	570 TV lines
Vertical effective lines	485 lines
(Camera)	
Dimensions	56 × 50 × 128 mm (W/H/D)
Lens (Asahi precision, H612AEX-2)	
Focus distance	6 mm
Maximum aperture ratio	1:1.2
Iris	Auto
Focus	Manual
Dimensions	φ45 × 51.1 mm
Image processing board (Sharp semi-conductor, GPB-1)	
Processing speed	40 ns/pixel
Image memory	512 × 512 pixels × 8 bits × 12 planes
Image input	4ch, NTSC, 1.0 V
Image output	512(H) × 480(V) pixels
Optional card (Sharp semi-conductor, AUXLUT)	
Processing speed	40 ns/pixel
LUT (memory) size	65 KB × 2
Optional card (Sharp semi-conductor, INCARD)	
Camera input	4
Channel	3
Frame memory	6 planes
Computer-1 (Japan DEC, LPx560)	
CPU	Pentium 60 MHz
HDD	340 MB
Main memory	16 MB
Cash memory	16 KB
OS	Windows3.1

## (2) HSI 変換

RGB 画像と HSI 画像におけるナスの各部位の色特性を調べるため、画像処理装置を用いて撮影した RGB 画像に HSI 変換を施した。本画像処理ボードに付属するライブラリーによる HSI 変換の方法は、次式のようになる。また、この処理速度は約 10 ms であった。

$R=G=B$  ならば、

$$H=0 \quad (2.4)$$

$R \neq G \neq B$  でないならば、

$$H = \left[ \frac{1}{360} \left[ 90 - \tan^{-1} \left( \frac{2R - G - B}{\sqrt{3} \frac{G - B}{\sqrt{3}}} \right) + a \right] \right] \times 255 \begin{cases} a = 0 & \text{if } G > B \\ a = 180 & \text{if } G \leq B \end{cases} \quad (2.5)$$

$$S = \left(1 - \frac{\min(R, G, B)}{I}\right) \times 255 \quad (2.6)$$

$$I = \frac{(R + G + B)}{3} \quad (2.7)$$

ここで、 $R$ ：赤色画像の濃度値、 $G$ ：緑色画像の濃度値、 $B$ ：青色画像の濃度値、 $H$ ：色相画像の濃度値、 $S$ ：彩度画像の濃度値、 $I$ ：明度画像の濃度値である。

### (3) 画像の撮影方法と濃度値の測定

室内におけるナスの撮影は、ポット（アロン化成，懸崖鉢 10 号，容量：13.5 l）で栽培したナス‘千両 2 号’を室内に搬入し，画像処理装置を用いて行った。このとき，図 2-13 に示すように，背景に赤色板を用いるとともに，照明にはナスの上部に 40 W 白色蛍光灯（松下電器産業，FLR40SW/M-X）を 2 本，CCD カラーカメラの下方に 15 W 白色蛍光灯（三菱電機，FL15SW/NL），およびカメラの上方に 300 W ハロゲンランプ（ビクター，ビデオランプ VL-P35）を用いた。そして，室内撮影での果実周辺の照度を 450~600 lx として，RGB 画像を 5 枚撮影した。一方，屋外においても画像処理装置を用いてナスの撮影を行い，果実周辺の照度が 7,000~12,000 lx の状態で RGB 画像を 5 枚撮影した。

果実，紫色の茎，木質の茎，葉，へたおよび背景領域の濃度値のばらつきについて検討を行ったが，屋外撮影では一定色の背景を用いなかったことから，背景の濃度値の測定は行わなかった。まず，撮影したナスの RGB 画像に HSI 変換を施すことにより HSI 画像を得た。次に，RGB 画像と HSI 画像のうち，果実，紫色の茎，木質茎，葉，へたおよび背景の領域から 16 画素（4×4 画素）を選び，その濃度値を測定した。この測定を撮影した 5 枚の画像に対して行い，計 80 画素の濃度値の平均と標準偏差を求めた。

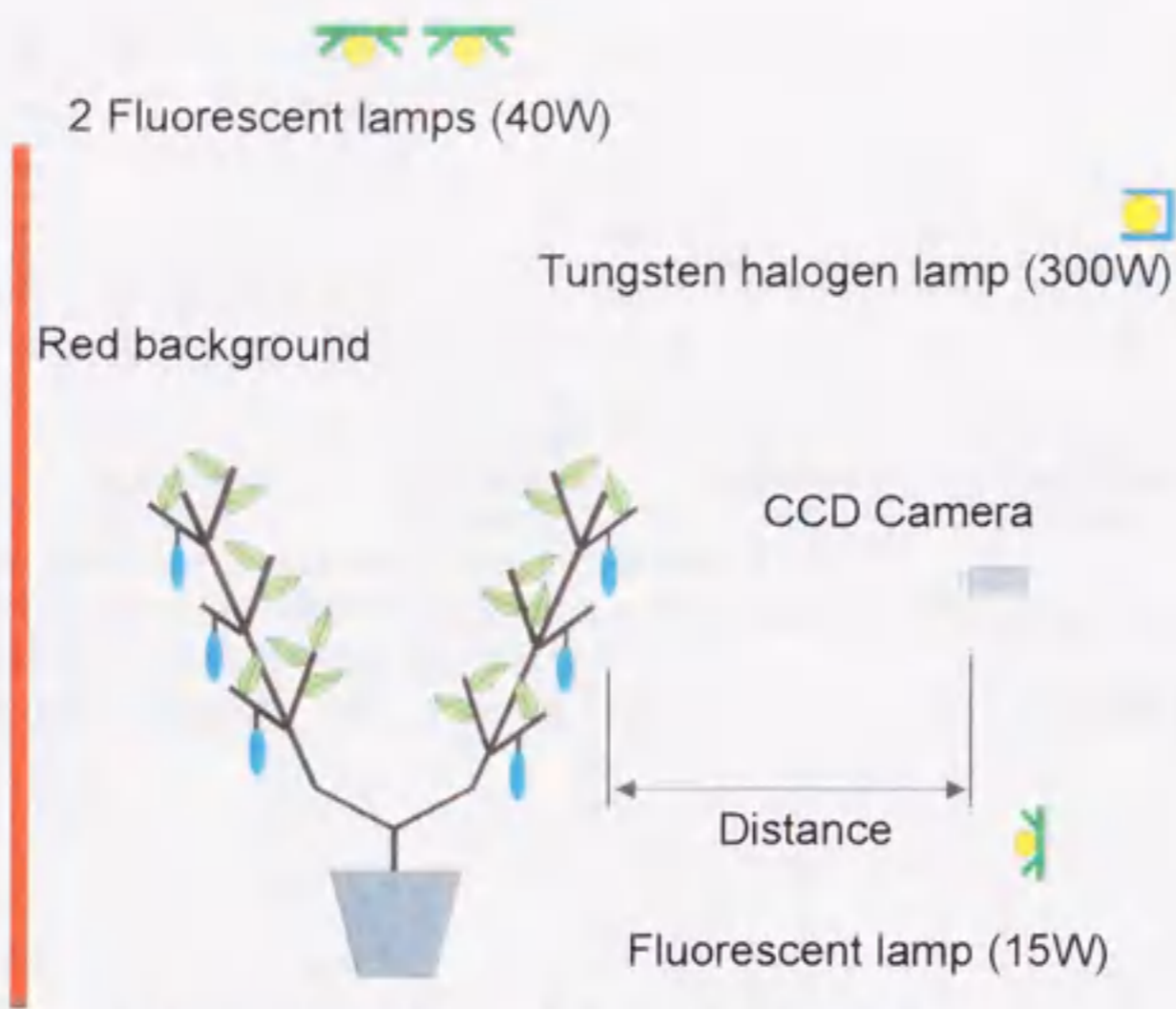


Fig. 2-13 Image capturing condition at indoor condition  
 図 2-13 室内における画像の撮影環境

### 3) 結果および考察

#### (1) RGB 画像と HSI 画像の比較

室内と屋外で撮影した RGB 画像と HSI 画像におけるナスの各部位の濃度値を、それぞれ図 2-14, 図 2-15 に示す。RGB 画像における果実の領域は、室内撮影、並びに屋外撮影とも、茎葉などの他の部位に比べ濃度値が低かった。このことは、HSI 変換後の I 画像における果実部位の濃度値が低いことでも確認された。これは、可視光領域においてナス果実の反射率が低いことが原因であると考えられた。しかし、H 画像と S 画像における果実の濃度値は、屋外撮影、室内撮影とも、他の部位の濃度値との間に一定の傾向が認められなかった。すなわち、RGB 画像や I 画像では、一定の画像処理アルゴリズムにより果実部分を他の部位から分離し検出することが可能であるが、H 画像または S 画像では、撮影条件によって画像処理アルゴリズムを変化させないと、果実を検出できない可能性がある。また、RGB 画像を HSI 変換するための処理時間を考慮すると、高速性が要求されるロボット収穫システムへの導入には、RGB 画像を基にした画像処理アルゴリズムが有効であると考えられた。

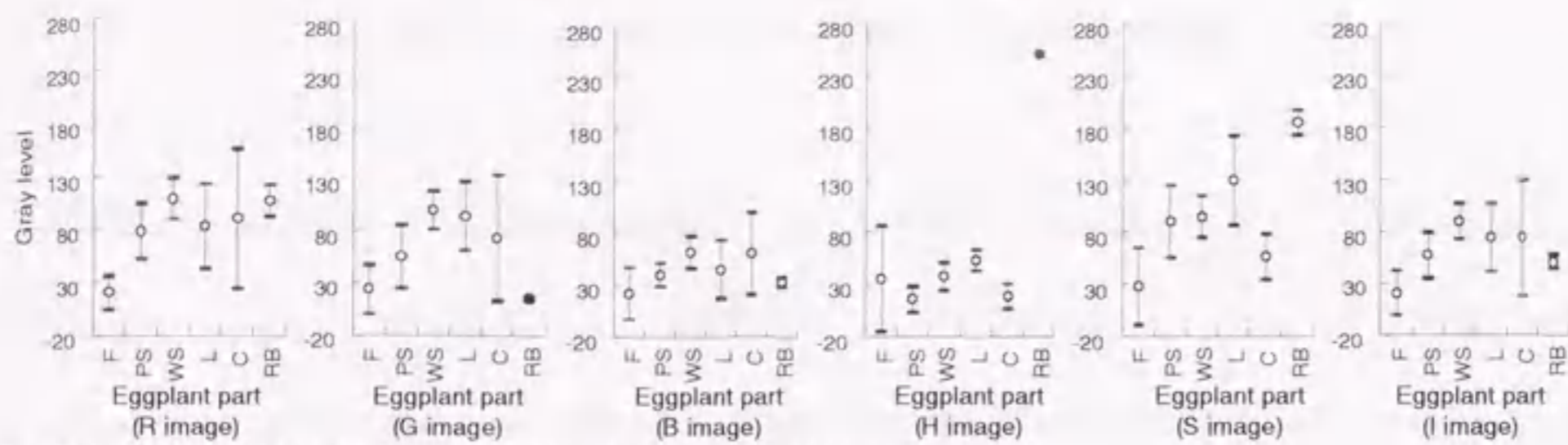


Fig. 2-14 Scatter of the gray level of eggplant part at indoor scene  
 F:Fruit, PS:Purple stem, WS:Woody stem, L:Leaf, C:Calyx, RB:Red background

図 2-14 室内画像におけるナス各部位の濃度値のばらつき  
 F: 果実, PS: 紫色の茎, WS: 木質の茎, L: 葉, C: へた, RB: 赤色の背景

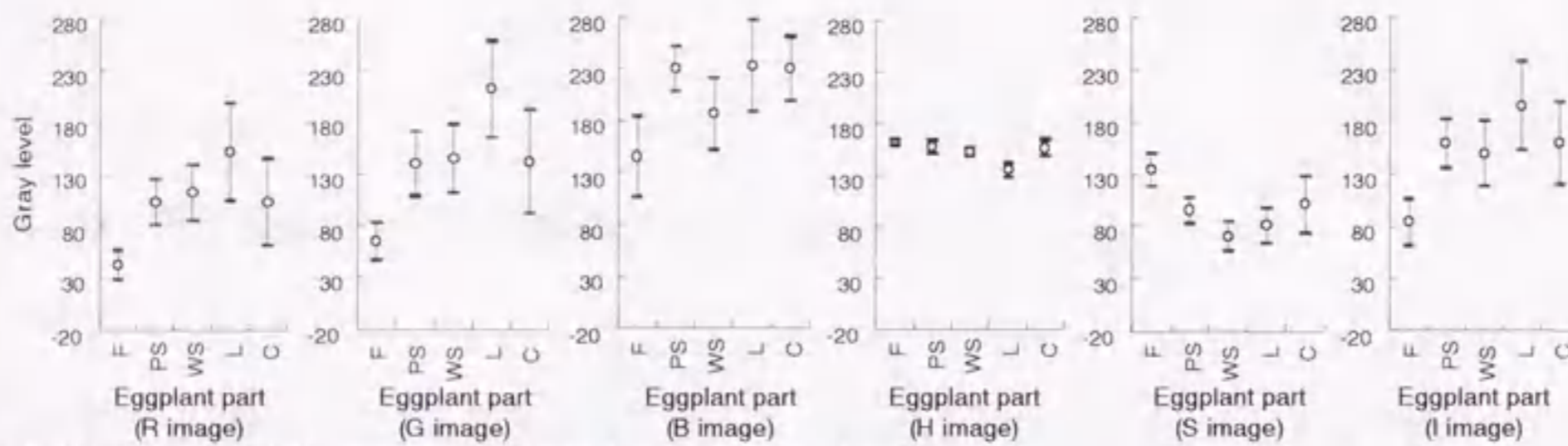


Fig. 2-15 Scatter of the gray level of eggplant part at outdoor scene  
 F:Fruit, PS:Purple stem, WS:Woody stem, L:Leaf, C:Calyx

図 2-15 屋外画像におけるナス各部位の濃度値のばらつき  
 F: 果実, PS: 紫色の茎, WS: 木質の茎, L: 葉, C: へた

#### 4) 摘要

ナス果実を認識する画像処理アルゴリズムを考案するための基礎的知見を得ることを目的として、室内と屋外で撮影したデジタル画像におけるナスの各部位の色特性について調査した結果、以下のことが明らかになった。

- (1)室内と屋外で撮影した RGB 画像と HIS 変換後の I 画像（明度）における果実の領域は、紫色の茎、木質の茎、葉、へたおよび赤色背景の領域に比べ低い濃度値を示す。
- (2)H 画像（色相）と S 画像（彩度）における果実の濃度値と他の部位の濃度値との間には一定の傾向が認められない。
- (3)高速性が要求されるロボット収穫システムへの導入には、RGB 画像を基にした画像処理アルゴリズムが有効である。

### 第3章 ナスのロボット収穫システムの基本要素

本章は、第2章で詳述した基礎的研究に基づき、果実を認識する画像処理アルゴリズム、果実に接近するマニピュレータ制御、および採果を行うナス収穫用エンドエフェクタを考案、試作するために行った研究である。第1節では、果実の色特性と形態的特徴を利用することにより果実を認識する画像処理アルゴリズムについて詳述した。第2節では、マニピュレータ先端を果実に接近させるためのファジー推論を用いたビジュアルフィードバック制御について、第3節では、果実の把持、収穫適否の判定、および果柄の切断を行うナス収穫用エンドエフェクタについて述べた。

#### 第1節 果実認識のための画像処理アルゴリズム

##### 1) 緒言

デジタル画像を処理する画像処理技術では、分光反射特性などを色情報として扱い背景から対象物を2値化することにより、目的の対象物を検出する。そして、2値画像の形態的特徴を利用して様々な計測を行うことが可能である。これまで、農産物を対象とした画像処理アルゴリズムが数多く開発されている。色特性を利用した方法として、Slaughter and Harrell(56)は、カラー画像におけるコントラストの違いを利用することにより、茎葉、土壌、空などの背景からオレンジ果実を認識している。川村ら(21)は、R信号と明度の差からトマト果実を検出している。形態的特徴を利用した方法として、Tillett and Batchelor(64)は、マッシュルームの輪郭線を検出するアルゴリズムを開発している。また Batchelor and Searcy(6)は、ニンジンの形態的特徴から茎葉と根の境界を検出している。Simonton and Pease(55)は、ゼラニウム挿し穂の位置と方向を検出している。そして Tian ら(61)は、ほ場において土壌や雑草の中からトマト苗を見分けるアルゴリズムを開発している。キュウリやナスのように果実と茎葉が同系色の対象物の認識には、高度な画像処理アルゴリズムが求められ、近藤ら(33)は、キュウリ果実の一部が葉に隠れた場合でも、2値化した対象物の中心線を結合することによって果実を認識している。一方、ナスの認識に関する研究は少なく、近藤ら(26)は、赤(R)、緑(G)、青(B)のフィルターを使ってナスの色特性を調査している。

また近藤ら(24)は、ナスの分光反射特性を調べることにより、近赤外領域で果実の反射率が高く、可視光領域においては果実の反射率が低いことを解明している。これらの基礎的な研究は、ナス果実の視覚認識の可能性を示すものであり、画像処理アルゴリズムを開発するための有用な情報となっている。

ロボット収穫システムに組み込む画像処理アルゴリズムには、処理の高速性が優先される。複雑な対象物を認識する方法の一つにパターン認識が用いられているが、対象物の大きさや位置が一定でない場合には処理に時間がかかるという欠点から、本研究では採用しなかった。また、ナス認識の画像処理アルゴリズムには、高速性以外に、屋外など照度変化の大きい場所で利用できること、および果実の大きさを推定して収穫適否の判定ができることも求められる。

そのため本節では、ナス果実を認識するため、色情報に基づく 2 値化処理と、2 値画像を垂直方向に分割する処理（以下、垂直分割処理という）を組み合わせた画像処理アルゴリズムの開発を行った。そして、この画像処理アルゴリズムを屋外と室内で撮影したナス画像に施すことにより、認識性能について評価した。

## 2) 材料および方法

### (1) 画像処理装置

ロボット収穫システムの画像処理部には、第 2 章第 3 節で詳述した装置を用いた。画像処理装置は、コンピュータ 1、画像処理ボード、CCD カラーカメラ、およびオートアイリス機能付きレンズで構成される。

### (2) 画像処理アルゴリズム

ナスの果実は可視光部分の分光反射率が低い(24)ことから、第 2 章第 3 節の色特性の調査において、RGB 画像での果実領域の濃度値は低かった。また、果実はほぼ鉛直下向きに着果している。この色特性と形態的特徴を利用して、ナス果実を認識する画像処理アルゴリズムを開発した。C 言語を用いて画像処理プログラムを記述しコンピュータ 1 上で実行した。画像処理の手順を図 3-1 のフローチャートに示す。なお、図中の各処理を番号①～⑦で示す。

処理①では、垂直分割処理のためのテンプレート A とテンプレート B を画像処理ボードの画像フレーム内に読み込む。これらのテンプレートは、図 3-2 に描写するように黒色の背景に白色

の垂直線と水平線からなる格子構造であり、垂直線は幅 3 画素、間隔 3 画素で、水平線は幅 20 画素、間隔 60 画素である。テンプレート B は、テンプレート A の水平線を 40 画素だけ垂直方向に移動させた構造である。

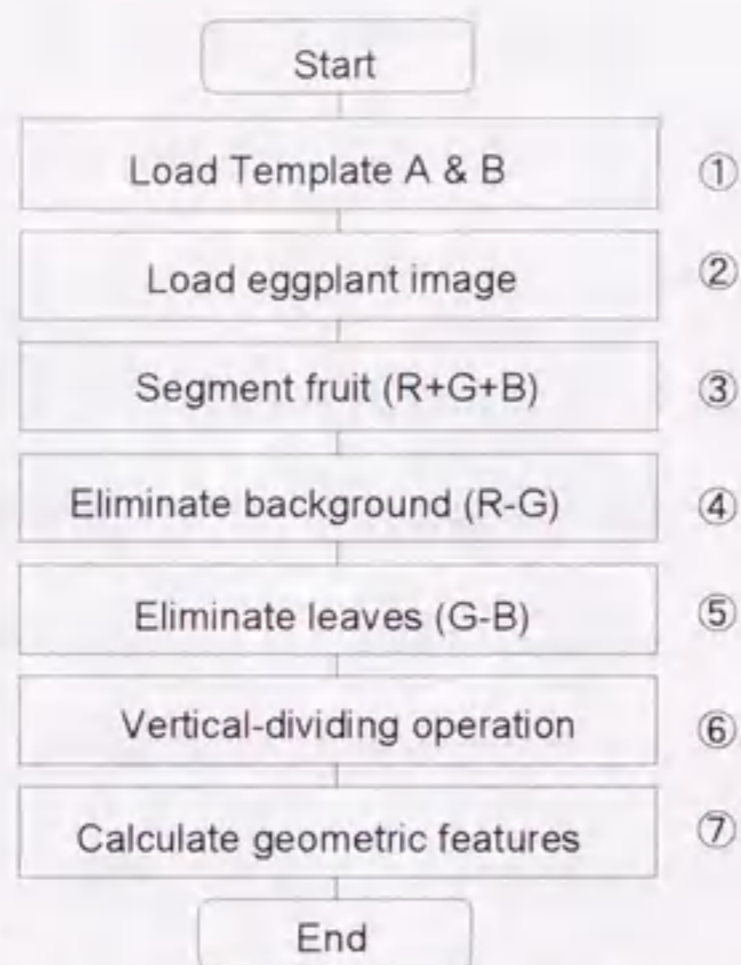


Fig. 3-1 Flowchart of the machine vision algorithm  
 図 3-1 画像処理アルゴリズムのフローチャート

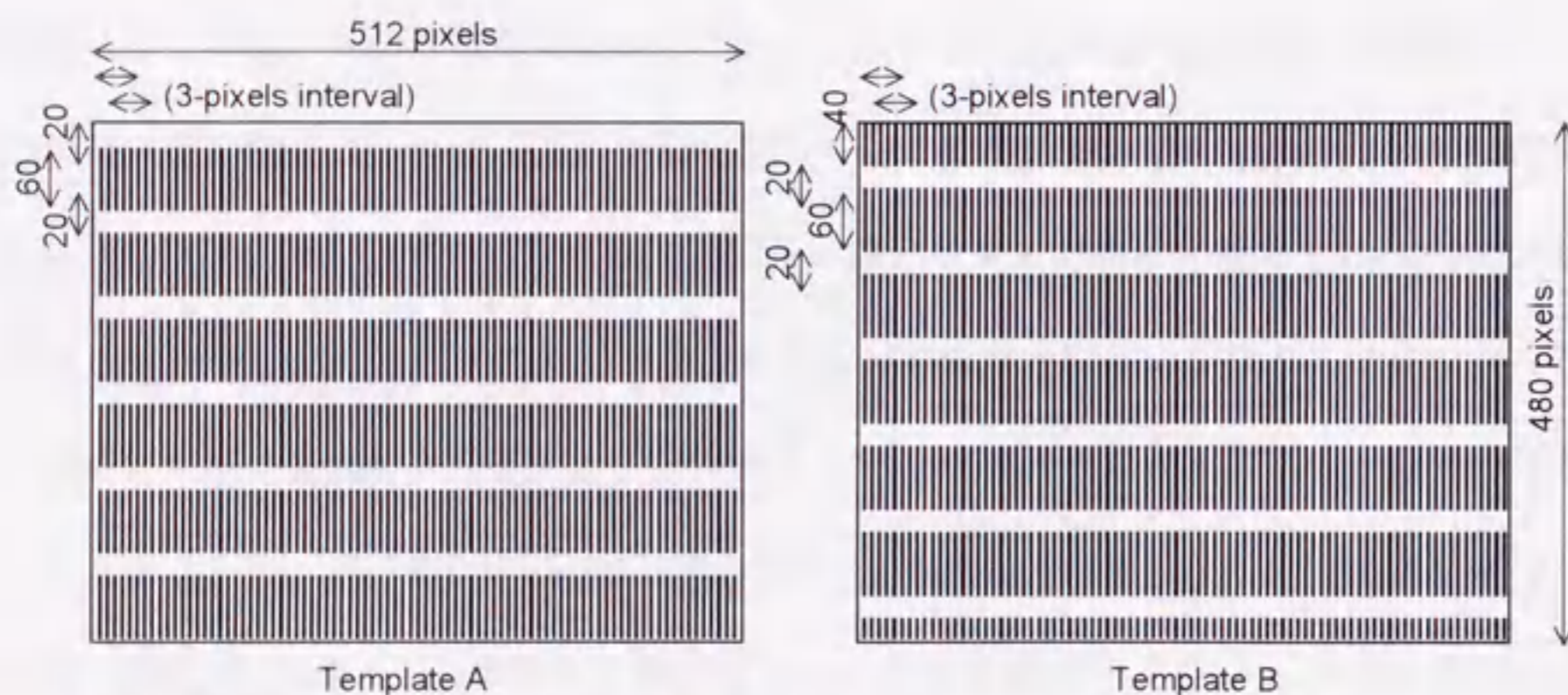


Fig. 3-2 Construction of Template A and Template B  
 図 3-2 テンプレート A とテンプレート B の構造

処理②では、屋外と室内で撮影した果実の画像を画像処理ボードの画像フレーム内に読み込む。  
 処理③では、果実領域の明度が他部位の領域の明度より低いことを利用して、R、G、B の 3 画面を加算することにより明度画像に相当する濃淡画像を得る。そして、判別分析法により決定されるしきい値を用いて濃淡画像を 2 値化する。2 値化処理は以下の式によって行い、対象領域が



白（濃度値 255）、背景が黒（濃度値 0）となる 2 値画像（以下、低濃度値領域 2 値画像という）を得る。

$$f(i, j) = \begin{cases} 255: f_g(i, j) \leq t \\ 0: f_g(i, j) > t \end{cases} \quad (3.1)$$

ここで、 $f(i, j)$  は 2 値画像の濃度値、 $f_g(i, j)$  は濃淡画像の濃度値、 $t$  はしきい値である。

この明度情報を基本とする 2 値化処理のみでは、果実とともに濃度値の低い茎葉や背景を検出する可能性がある。

処理④では、R 画像の濃度値から G 画像の濃度値を減算した濃淡画像に 2 値化処理を施すことにより、赤色の背景領域の 2 値画像（以下、赤色領域 2 値画像という）を得る。

処理⑤では、赤色の背景領域と同様に、緑色の葉の領域を検出する。G 画像の濃度値から B 画像の濃度値を減算した濃淡画像に 2 値化処理を施すことにより、葉などの緑色領域の 2 値画像（以下、緑色領域 2 値画像という）を得る。そして、低濃度値領域 2 値画像から赤色領域 2 値画像と緑色領域 2 値画像を除去することによって果実周辺の 2 値画像（以下、果実領域 2 値画像という）を得る。

処理⑥では、茎葉の一部と果実は同系色であることから、処理③～⑤で示した色情報による 2 値化処理のみでは果実とともに茎葉の一部を認識することがある。そのため、形態的特徴に着目すると、果実領域 2 値画像のうち垂直方向に細長い部分が果実であると考えられる。したがって、果実領域 2 値画像に対して図 3-3 に示すような垂直分割処理を施す。つまり、茎葉を含んだ果実領域 2 値画像（図 3-3-(a)）と 2 枚のテンプレートとの論理積をとることにより、細長い対象物に分割する（図 3-3-(b)、図 3-3-(c)）。このとき、長さ 61 画素以上の部位はその一部が繋がったままであるが、長さ 60 画素以下の部位は、テンプレート A またはテンプレート B のどちらかによって孤立した幅 3 画素の対象物に分割される。ただし、この処理では、テンプレート A とテンプレート B の両方の水平線にまたがる対象物を分割することはできないが、実際のナスの栽培場面において、このような規格化された水平対象物は存在しない。したがって、果実以外の対象物は幅 3 画素に分割されると考えることができる。次に、垂直分割した対象物のうち、最大面積の対象物のみを残す（図 3-3-(d)、3-3-(e)）。そして、両者の論理積をとることにより幅 3 画素の縦長

の対象物を抽出する。さらに、膨張処理を施すことにより対象物を連結し、最終的な2値画像（以下、果実2値画像という）を果実として認識する（図3-3-(f)）。

処理⑦では、果実2値画像の面積、重心、フェレ径、絶対最大長および最大幅の5つの画像特徴値を計算する。なお、最大幅は、絶対最大長軸に平行で果実2値画像に接する2本の平行線の最大距離と定義した。

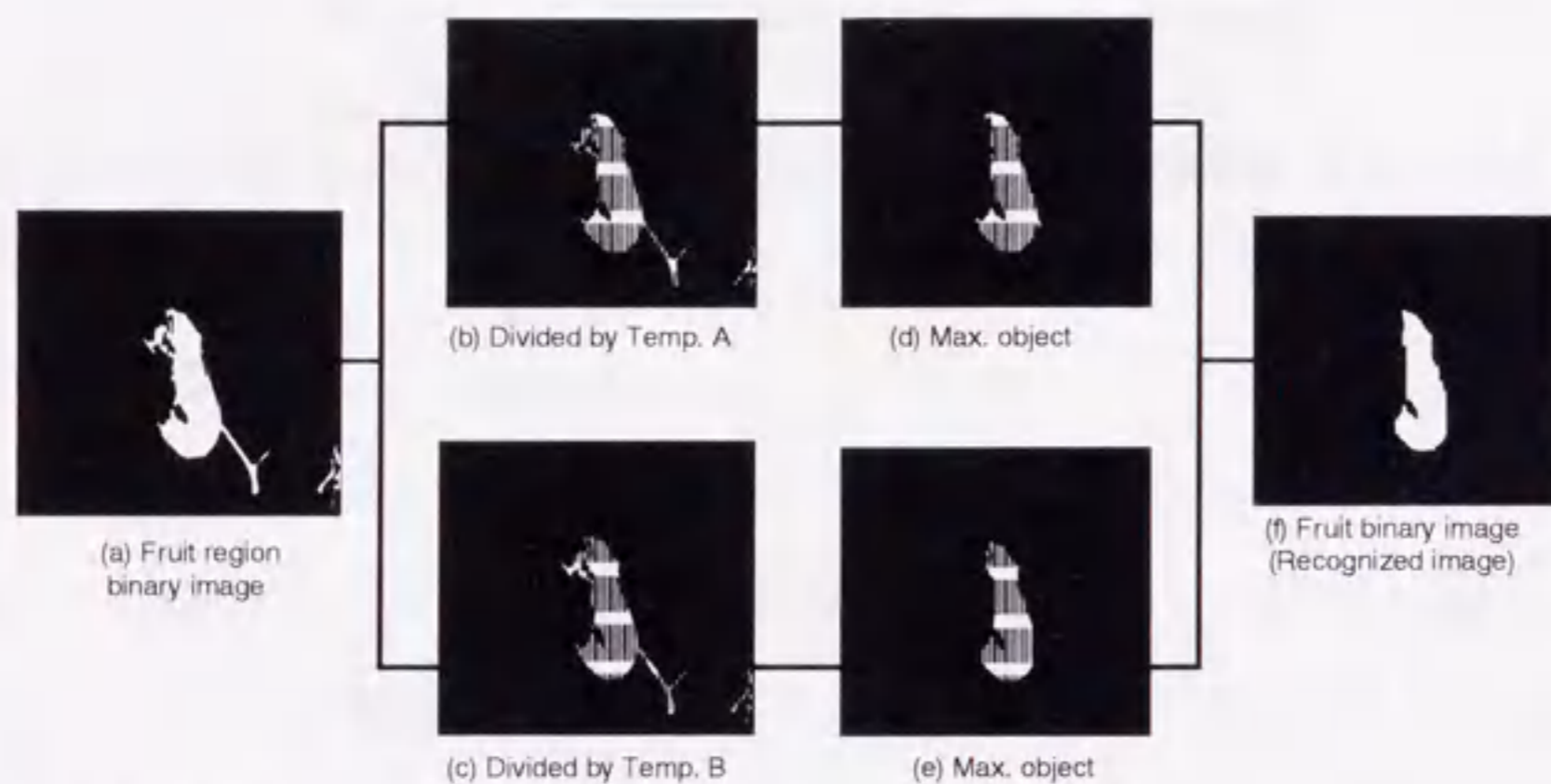


Fig. 3-3 Vertical-dividing operation by the templates  
図3-3 テンプレートを用いた垂直分割処理

### (3)垂直分割処理による果実認識実験

垂直分割処理を用いることにより、理論的には垂直方向の長さ 60 画素以下の部位を除去することができるが、認識結果は、果実の着果状態や誤認識した茎葉の大きさによって影響を受けることが考えられる。そこで、垂直分割処理を評価するための認識実験を行った。図3-4-(a)のような左上から右下に45°傾斜した斜線を茎と見なし、この茎を含む果実領域2値画像を手動で作成した（図3-4-(b)）。果実部分の2値画像を反時計方向に-20°から+20°まで5°ずつ回転させるとともに、斜線の垂直方向の長さ  $L_v$  を0画素から75画素まで15画素ずつ増加させ作成した果実領域2値画像に対して、垂直分割処理を施した。そして、処理後に認識した果実2値画像の面積を計算した。なお、処理前における果実領域2値画像の果実部分の面積は43,310画素であった。



(a) Configuration of the diagonal line (b) Fruit binary image including stem (c) Final fruit binary image

Fig. 3-4 Configuration of the binary image around the fruit and the result of the vertical-dividing operation:

The area of the fruit portion was 43,310 pixels and the rotation angle was  $0^\circ$ . The  $L_v$  and the  $A_i$  of the diagonal line were 45 pixels and  $45^\circ$  respectively.

図 3-4 果実領域 2 値画像の構成と垂直分割処理の結果:

果実部の面積は 43,310 画素で、回転角は  $0^\circ$  である。茎部に相当する斜線の  $L_v$  と  $A_i$  はそれぞれ 45 画素と  $45^\circ$  である。

#### (4) 画像の撮影方法

画像処理装置を用いてナス果実を以下の 3 条件で撮影した。撮影条件は、屋外では撮影距離 400 mm (以下、屋外 400 mm という)、室内では撮影距離 400 mm (以下、室内 400 mm という) と撮影距離 200 mm (以下、室内 200 mm という) とし、撮影数はそれぞれの条件で 40 画像とした。果実周辺の照度は、屋外で 14,000~110,000 lx、室内で 450~550 lx であった。室内撮影は、第 2 章第 3 節で詳述した図 2-13 に示す条件下で行った。レンズの焦点の調節は撮影距離に合わせて手動で行い、露出の調節はオートアイリス機能を使って自動で行った。

また、画像処理アルゴリズムによって得られる果実 2 値画像から実際の果実の大きさを推定するためには、画素数から実寸への変換係数が必要である。そこで、カメラから 400 mm と 200 mm 離れて撮影した平面上の対角線距離と画像フレームのユークリッド距離から変換係数を計算した。その結果、変換係数は、撮影距離 400 mm のとき 0.474 mm/画素、撮影距離 200 mm のとき 0.226 mm/画素であった。したがって、垂直分割処理により除去可能な長さ 60 画素は、撮影距離 400 mm のとき 28.4 mm、撮影距離 200 mm のとき 13.6 mm に相当した。

#### (5) 画像処理アルゴリズムの評価実験

考案した画像処理アルゴリズムについて、認識率、処理速度、および果実の大きさ推定の 3 点より性能を検討した。

まず、設定した 3 条件で撮影した画像に対して、考案した画像処理アルゴリズムを施し、認識

した果実 2 値画像を評価した。評価方法は、果実 2 値画像を、全体または部分認識、果実と陰の認識、陰のみ認識、対象果実以外の果実の認識、および非認識の 5 段階に分類した。次に、本アルゴリズムにより全体または部分を認識できた画像に対して、認識処理時間を計測した。さらに、これらの画像に対して、得られた果実 2 値画像から果実の大きさの推定を試みた。なお、果実 2 値画像の絶対最大長から果実長を、最大幅から果実最大径を推定した。

### 3) 結果および考察

#### (1) 垂直分割処理の性能

垂直分割処理を評価するための認識実験の結果を表 3-1 に、この処理結果の画像例を図 3-4 に示す。斜線の  $L_v$  が増加するに伴い、茎と見なした斜線を除去できず認識面積が増加した。斜線の  $L_v$  が 60 画素の場合、認識面積の誤差率は 15 % 程度であった。斜線の  $L_v$  が 75 画素の場合には、斜線を全く除去できず、果実の一部として認識した。また、果実の傾斜角度が大きくなるに伴い、認識面積の誤差率も増加する傾向はみられるものの、設定した  $-20^\circ$  から  $+20^\circ$  の範囲では誤差率の差はほとんどなかった。このことから、誤認識した茎の  $L_v$  が 60 画素以下ならば、果実角度に影響されず、垂直分割処理により垂直に着果した果実と茎を分離し、果実のみを認識できると考えられた。

表 3-1 果実角度と斜線の  $L_v$  が果実認識に与える影響

Table 3-1 Effect of the fruit angle and the  $L_v$  of the diagonal line on fruit recognition

$L_v$ of the diagonal line	Rotational angle of the fruit portion								
	$-20^\circ$	$-15^\circ$	$-10^\circ$	$-5^\circ$	$0^\circ$	$+5^\circ$	$+10^\circ$	$+15^\circ$	$+20^\circ$
0 pixel	99.5	99.1	99.5	99.8	99.8	100.4	100.5	100.5	100.4
15 pixels	99.8	99.2	99.8	99.9	100.1	100.4	100.5	100.6	100.6
30 pixels	101.3	100.6	100.5	100.4	100.3	100.6	100.9	101.1	101.9
45 pixels	103.5	102.7	102.4	102.1	101.9	102.2	103.9	103.0	105.1
60 pixels	117.5	116.5	116.2	115.7	114.6	114.1	112.9	111.2	109.1
75 pixels	153.7	152.7	152.3	151.6	150.3	149.7	148.3	146.3	144.0

Unit: %

#### (2) 果実の認識性能

画像処理アルゴリズムによる果実の認識結果を図 3-5 に示す。果実全体または一部を認識することができた画像は、屋外 400 mm で 40 画像中 36 画像(90.0%)、室内 400 mm で 32 画像(80.0%)、室内 200 mm で 39 画像(97.5%)であった。2 値化処理において、判別分析法によりしきい値を自

動的に決定したため、室内と屋外での光環境の変化に柔軟に対応でき、高い認識率を示した。この結果から、本アルゴリズムは、照度変化の大きい屋外においても利用できると考えられた。屋外での撮影画像に対する画像処理結果の例を図 3-6、図 3-7 に示す。図 3-6 のように果実の光沢が原因で果実上部にハレーションが生じると、果実の一部しか認識できないことがあった。また、順光下においては、細長い茎葉の陰を認識したり、対象となる果実が小さいことから別の果実を認識するなどの誤認識が発生した。さらに、全く果実を認識できない画像は、屋外 400 mm において 3 画像、室内 400 mm において 2 画像であった。これは、垂直分割処理の際、テンプレート A とテンプレート B により抽出される最大面積の対象物が互いに異なり、両者の論理積をとっても幅 3 画素の対象物が得られなかったことが原因であった。

室内 400 mm と室内 200 mm を比較すると、室内 200 mm の認識率は、室内 400 mm の認識率に比べ高かった。これは、カメラが果実に近いほど対象果実が画像フレーム内で大きくなることから、色情報による 2 値化処理において果実部分を正確に検出できたためと推測された。

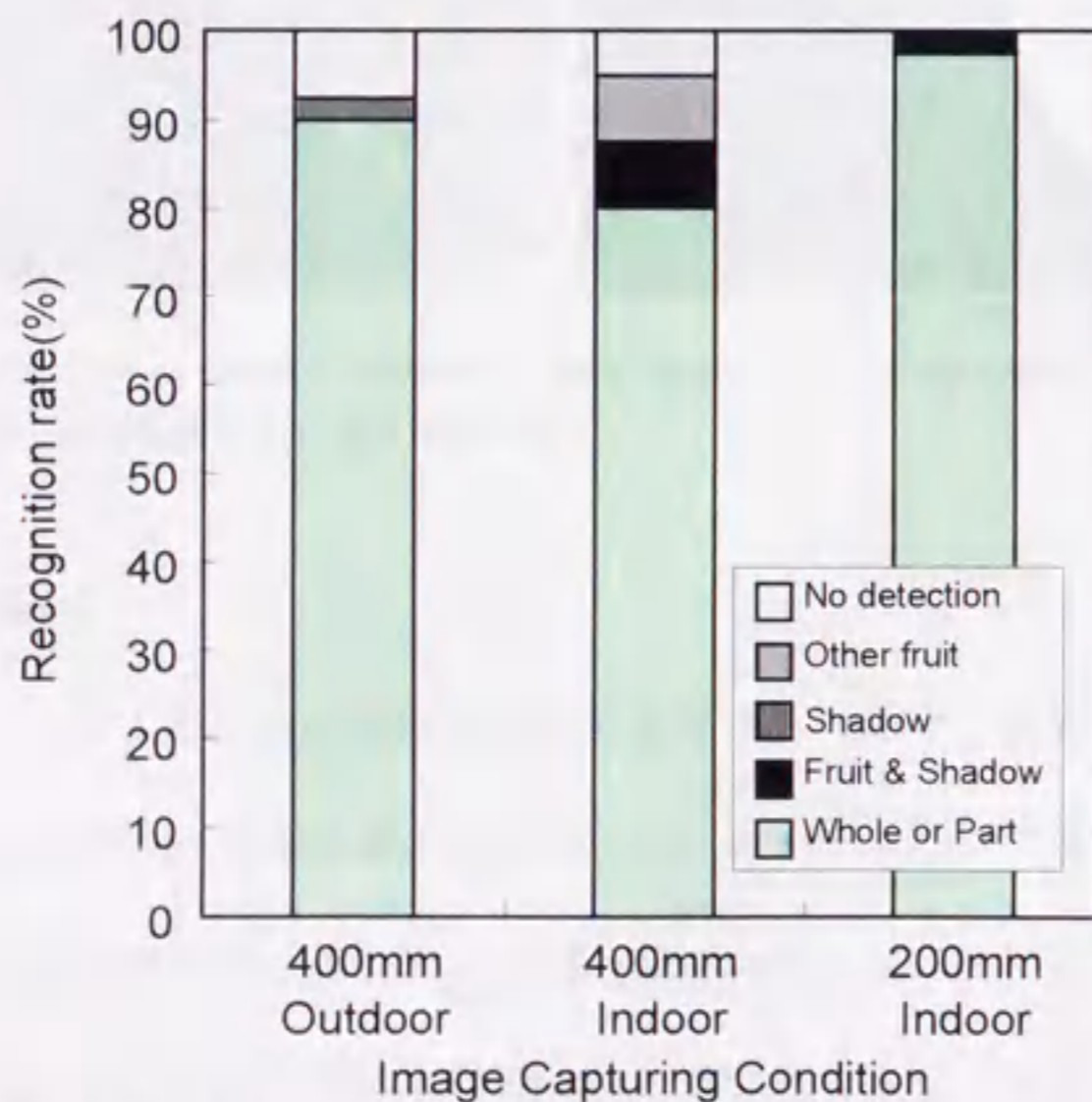


Fig. 3-5 Recognition results of the fruit by the machine vision algorithm

図 3-5 画像処理アルゴリズムによるナス果実の認識結果



(a) Original image



(b) Fruit binary image

Fig. 3-6 Image samples in direct sunlight natural condition (400mm Outdoor)

図 3-6 順光下での画像処理結果 (屋外 400mm)



(a) Original image



(b) Fruit binary image

Fig. 3-7 Image samples in indirect sunlight natural condition (400mm Outdoor)

図 3-7 逆光下での画像処理結果 (屋外 400mm)

### (3) 果実の認識処理時間

画像処理アルゴリズムによる果実の認識処理時間を表 3-2 に示す。認識処理時間は、撮影距離が 400 mm のとき 0.83~0.89 s、撮影距離が 200 mm のとき 1.02 s で、高速で果実を認識できた。撮影距離 200 mm で処理時間が長くなった原因は、垂直分割処理におけるラベリングに時間を要したためと推測された。すなわち、撮影距離 200 mm では果実領域 2 値画像が大きいことから、垂直分割処理により垂直分割された対象物の数が増えるためである。本アルゴリズムによる果実の認識時間は約 1 s であったことから、ビジュアルフィードバックを用いたマニピュレータ制御に利用できると考えられた。

表 3-2 画像処理による果実認識の処理時間

Table 3-2 Image processing time of eggplant recognition by the machine vision algorithm

	400mm Outdoor	400mm Indoor	200mm Indoor
Average (s)	0.83	0.89	1.02

#### (4) 果実長と果実最大径の推定

果実 2 値画像から果実長と果実最大径を推定した結果を表 3-3 に示す。すべての撮影条件下において、果実長より果実最大径の推定精度の方が優れた。これは、図 3-6 に示すような果実上部に発生したハレーションが原因で、果実最大径の部位しか認識できなかったためである。

室内 400 mm と室内 200 mm を比較すると、果実最大径の推定精度は撮影距離が近いときの方が優れた。一方、果実長の推定については、室内 200 mm の場合には、図 3-8 のように果実 2 値画像が画像フレーム内に入らないことから果実の一部しか認識できず、撮影距離が近くなっても推定精度は低下した。室内 200 mm における果実最大径の実測値と推定値の関係を図 3-9 に示す。相関係数は 0.70 で、本アルゴリズムにより定位置から果実最大径を推定できる可能性が示された。しかし、本アルゴリズムを選択収穫の視覚センサとして利用するには、ハレーションによる影響を押さえること、また果実とカメラ距離が未知の場合でも果実の大きさを推定できることが課題と考えられた。

表 3-3 画像処理による果実大きさの推定結果

Table 3-3 Estimation results of fruit size by the machine vision algorithm

	400mm Outdoor (36)*		400mm Indoor (32)*		200mm Indoor (39)*	
	Length	Diameter	Length	Diameter	Length	Diameter
Ave. error(%)	33.5 ± 20.3	19.9 ± 16.0	25.6 ± 20.0	21.5 ± 21.5	33.6 ± 12.7	16.0 ± 12.5
Correlation coefficient	0.25	0.55	0.51	0.47	0.60	0.70

(\*) : Number of samples of succesful recognition



Fig. 3-8 Image processing result of sample at '200mm Indoor'

図 3-8 室内 200mm の画像に対する画像処理結果

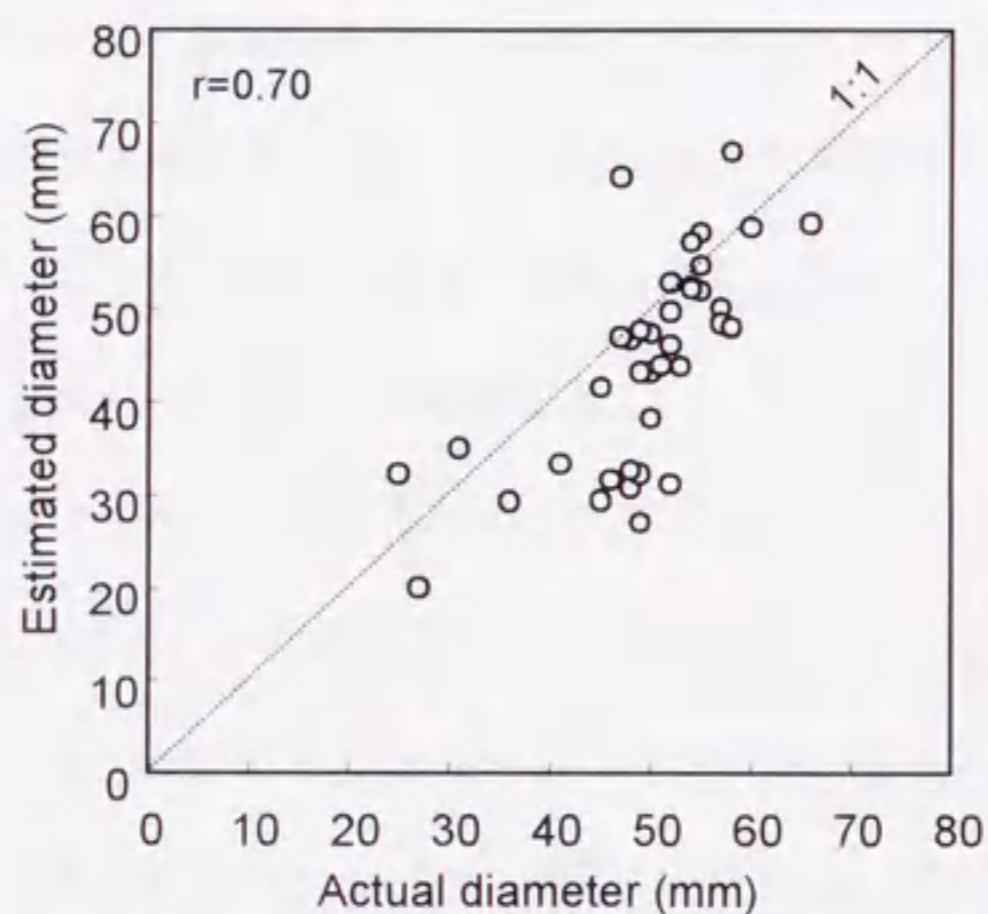


Fig. 3-9 Relationship between the actual diameter and the estimated diameter at '200mm Indoor'

図 3-9 室内 200mm における果実最大径の実測値と推定値との関係

#### 4) 摘要

生育中のナス果実を自動で認識することを目的に、色情報に基づく 2 値化処理と果実の形態的特徴を基にした垂直分割処理の 2 段階からなる画像処理アルゴリズムを考案し、認識性能を評価した結果、以下のことが明らかとなった。

- (1) 判別分析法を用いて 2 値化処理のしきい値を自動で決定したため、画像撮影時の照度の変化に柔軟に対応できる。また、垂直分割処理により、果実角度に影響されずに、垂直方向の長さが画像上で 60 画素以下の対象物を効果的に除去できる。



- (2)屋外と室内で撮影した画像に対して、本アルゴリズムの果実認識率は80~97.5%である。
- (3)本アルゴリズムにより、果実長に比べ果実最大径を高い精度で推定することができる。
- (4)本アルゴリズムによるナス果実の認識時間は約1sで、ビジュアルフィードバックを用いたマニピュレータ制御に適用できる。

## 第2節 ビジュアルフィードバックによるマニピュレータの接近制御

### 1) 緒言

生物生産における機械化・自動化の目的として、生産性と作業効率の向上、品質の向上、危険または不快な作業の軽減が挙げられる(53)。マニピュレータは複雑で高精度な動作を高速で行うことができることから、生産性と作業効率を向上させる有効なツールである。果実の収穫作業は、従来の機械化技術では解決が困難であるため、マニピュレータを用いた高機能な知能ロボットによる自動化が期待されている。すなわち、視覚、触覚、聴覚に加え、学習、推論、記憶、行動決定などの能力を有する収穫ロボットによる自動化である。

これまで収穫動作を実現するために様々なタイプのマニピュレータが開発されてきた。Parrish and Goksel(47)は、リンゴの収穫を行う3軸のアーム機構を開発し、川村ら(20)は、トマト収穫用の5自由度の多関節マニピュレータを試作している。ナツミカンやオレンジの収穫を目的とした極座標マニピュレータも開発されている(10, 11)。最近の研究では、自由度の高い産業用マニピュレータが応用されている(16, 28, 38)。

産業用マニピュレータは、機械構造形式を基に、直角座標マニピュレータ、円筒座標マニピュレータ、極座標マニピュレータおよび多関節マニピュレータの4つに大別される。本研究では、柔軟性が高く可動領域の大きい多関節マニピュレータを選定し、視覚情報によるマニピュレータ制御を試みる。このような制御では、視覚座標からロボット座標への変換、並びにステレオ画像処理における2画面の対応付けが複雑になる(30, 63)。このため、マニピュレータ制御と視覚認識を協調でき、かつマニピュレータの軌道を容易に補正できるハンドアイ構造のロボット収穫システムの開発を目指す。近藤・芝野(31)は、ハンドアイ構造の視覚システムに関する基礎研究を行い、カメラの移動量と視覚情報を用いてカメラとナス果実の距離を高精度で測定している。しか

し、ナス収穫のためのマニピュレータ制御には至っていない。

また、本章の第1節で詳述したように画像処理によるナス果実の認識においては、視覚情報に曖昧で予測できない誤差が生じる。このような曖昧な視覚情報を直感的に扱うため、マニピュレータ制御にファジー推論を応用する。生物生産分野にファジー推論を応用した研究はこれまでも報告されており、例えば Center and Verma(7)は、ファジー推論によって作物の生長モデルを記述し、生長の予測の妥当性を証明している。柴田ら(51)は、作物の配列の規則性に着目したファジー推論を用いることによって、画像処理による作物認識の精度を向上させている。

本節では、垂直多関節マニピュレータを動作させ、その先端を果実に接近させることを目的に、ファジー推論を用いたビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルを構築した。そして、この制御モデルを用いて接近実験を行い、接近動作途中での果実最大径の推定と果実の着果角度の推定について検討した。

## 2) 材料および方法

### (1) ハンドアイ構造のマニピュレータシステム

ロボット収穫システムは、図 3-10 に示すような V 字型整枝法で栽培されたナスにおいて Side-1 から接近することを前提としている。この整枝法によって、果実が通路側に露出しカメラによる果実認識を容易になるだけでなく、奥行き方向の果実位置のばらつきが小さくなり果実と果実の重なりが少なくなる。したがって、画像フレーム内の最も大きい果実を最初に採果するという収穫方法を適用することができる。なお、Side-2 からの収穫については、移動走行システムとの統合により解決できると考えられる。

ハンドアイ構造のマニピュレータシステムは、図 3-11 に示すように画像処理部、マニピュレータ部および制御部から構成される。マニピュレータには、自由度 5、腕長 657 mm の垂直多関節マニピュレータ（三菱電機、RV-P2）を用い、コンピュータ 2（NEC、PC98GS）の制御プログラム（BASIC 言語）とマニピュレータコントローラに記憶された専用プログラムによって直線補間制御を行った。マニピュレータ先端には、焦点距離 4 mm のレンズ付きの小型 CCD カラーカメラ（東京電子工業、CS6100）を装着した。このレンズを使用したときのカメラの画角は  $62^{\circ}(\text{H}) \times 48^{\circ}(\text{V})$  であった。ナスの認識は、画像処理ボード（シャープセミコンダクタ、GPB-1）と

コンピュータ 1 (日本 DEC, Lpx560) から構成される画像処理装置により行う。コンピュータ 1 では、画像処理データを基にマニピュレータの移動量を決定しコンピュータ 2 に転送する。コンピュータ 2 では、受け取った移動量をマニピュレータコントローラに RS-232C を介して転送する。カメラの初期位置は、図 3-12 に示ようにマニピュレータのベース底面の中心を原点としたベース座標系における(0 mm, 510 mm, 390 mm)の位置とした。マニピュレータの可動領域と使用したカメラの画角を組み合わせると、運転領域は図 3-12 に示す青色部であった。この結果、水平方向、つまり y 軸方向のマニピュレータの移動量はおよそ 315 mm であった。したがって、果実への接近実験においては、接近距離を 300 mm に設定した。



Fig. 3-10 Schematic diagram of the V-shaped training method  
 図 3-10 V 字型整枝法の模式図

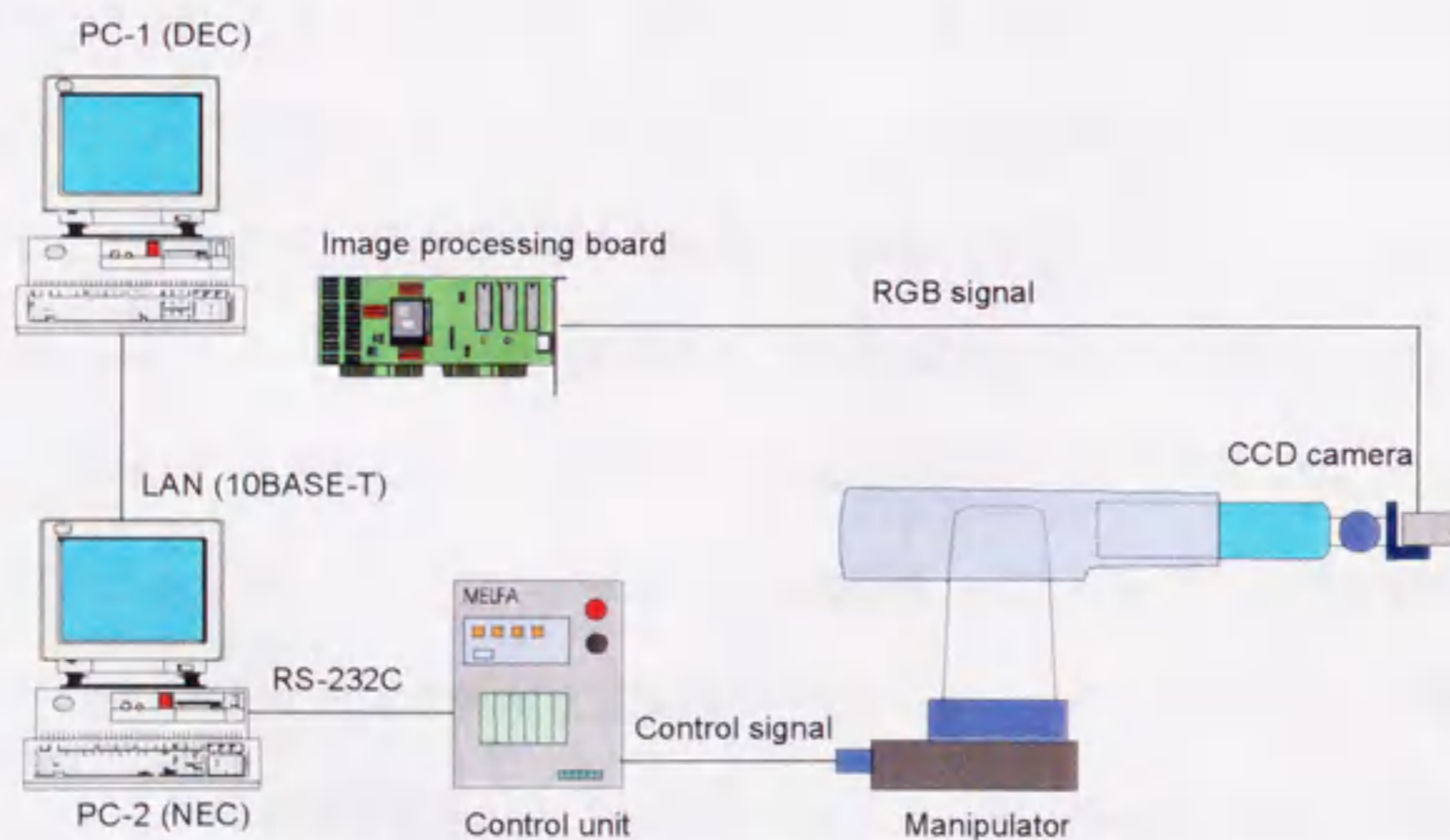


Fig. 3-11 Schematic diagram of the robotic harvesting system (Part)  
 図 3-11 ロボット収穫システムの模式図 (一部)

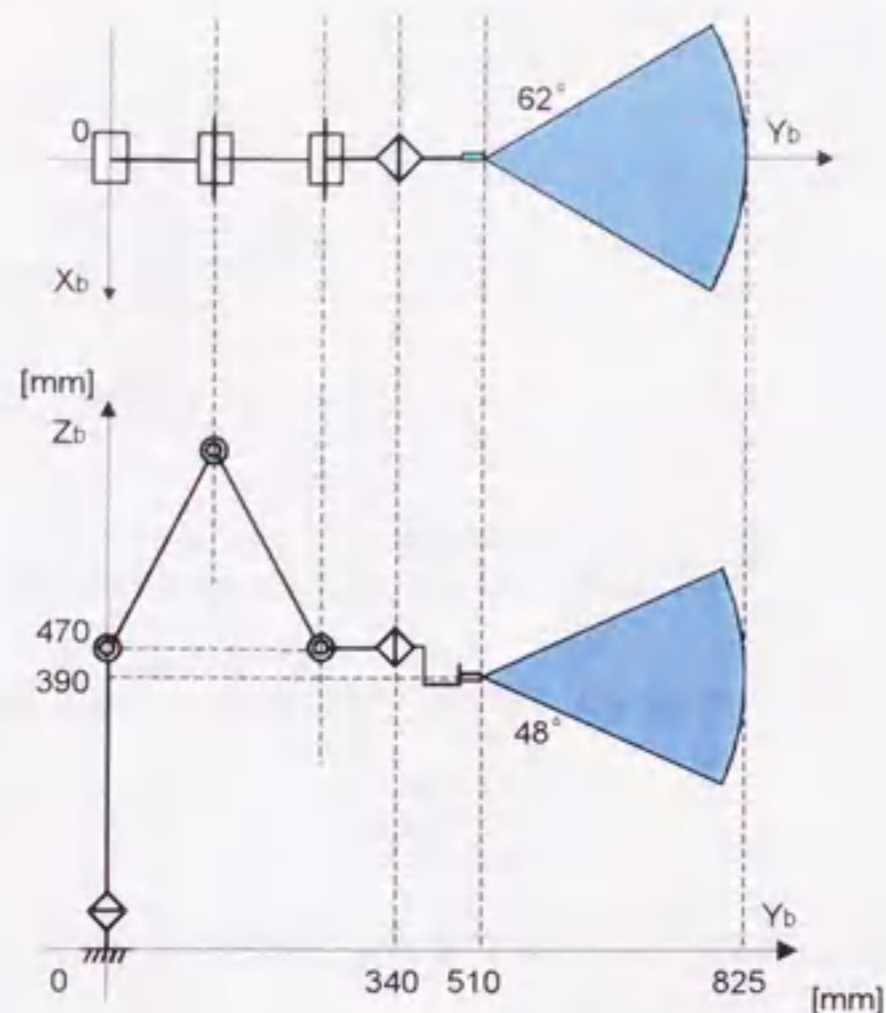


Fig. 3-12 Base coordinate system and the operational space of the manipulator (blue area)

図 3-12 ベース座標系とマニピュレータの運転領域 (青色部)

## (2) ビジュアルフィードバック・ファジー制御モデル

ビジュアルフィードバックによりカメラを果実に接近させるためには、カメラと果実の相対位置を計算しなければならないが、視覚情報には予測困難な要因が含まれるため、検出誤差が生じ易い。そこで、入出力の直感的な関係のみを記述することによって制御ルールを構築できるファジー推論をマニピュレータの制御に応用した。

図 3-13 は、画像処理データを基にマニピュレータを動作させるビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルのブロック図である。制御モデルは、3つの入力値と3つの出力値を扱い、果実が画像フレームの中央になるようにマニピュレータ先端を垂直方向、水平方向および前進方向に動作させた。すなわち、果実最大径の部位を目標領域と定め、画像フレームにおける目標領域の位置からマニピュレータの移動量を計算した。画像処理部からの入力値として、画像フレーム中心から目標領域の  $x$  座標変位、 $y$  座標変位、および対象物の幅を選択した。マニピュレータコントローラへの出力値として、マニピュレータの前進量、垂直移動量および水平回転角を選択した。カメラの接近に伴い果実 2 値画像は画像フレームに納まらなくなるため、目標領域を図 3-14 に示すように 2 つの状態で定義した。図 3-14-(a) のように果実が画像フレームに納まる場合、矩形  $EP_RFP_L$  を目標領域とし、果実 2 値画像の最大幅を対象物の幅として扱った。入力値は以下

の式によって表される。

$$x_0 = \frac{X_R + X_L}{2} - 256 \quad (3.2)$$

$$y_0 = 240 - \frac{Y_R + Y_L}{2} \quad (3.3)$$

$$w_0 = \sqrt{(X_H - X_L)^2 + (Y_H - Y_L)^2} + \sqrt{(X_R - X_G)^2 + (Y_R - Y_G)^2} \quad (3.4)$$

ここで、 $x_0$ 、 $y_0$ 、 $w_0$  は目標領域の  $x$  座標変位 (画素)、 $y$  座標変位 (画素)、対象物の幅 (画素) である。

一方、図 3-14-(b)のように果実 2 値画像が画像フレームに納まらない場合、矩形  $Q_L C Q_R D$  を目標領域とし、 $x$  方向フェレ径を対象物の幅として扱った。ただし、 $x$  方向フェレ径が 256 画素未満の場合は果実まで距離があると考えられるので、垂直方向の制御を行う目的で、矩形  $S_L I S_R J$  を目標領域として定義した。入力値は以下の式によって表される。

$$x_0 = \frac{X_{QL} + X_{QR}}{2} - 256 = \frac{X_{SL} + X_{SR}}{2} - 256 \quad (3.5)$$

$$y_0 = \begin{cases} 240 - \frac{Y_{SL} + Y_{SR}}{2} & ; w_0 < 256 \\ 240 - \frac{Y_{QL} + Y_{QR}}{2} & ; w_0 \geq 256 \end{cases} \quad (3.6)$$

$$w_0 = X_{QR} - X_{QL} = X_{SR} - X_{SL} \quad (3.7)$$

$x$  座標変位、 $y$  座標変位、対象物の幅、前進移動量、垂直移動量および回転角について、全てファジー集合で扱い、それぞれ集合  $A, B, C, F, V, R$  とした。入力側の 3 つのファジー集合  $A, B, C$  については、低(LW)、中(MD)、高(HG)の 3 つの状態表現し、それぞれメンバーシップ関数  $\mu_A(x)$ 、 $\mu_B(y)$ 、 $\mu_C(w)$  で定義した。一方、出力側の 3 つのファジー集合  $F, V, R$  については、極低(VL)、低(LW)、中(MD)、高(HG)、極高(VH)の 5 つの状態表現し、それぞれメンバーシップ関数  $\mu_F(p)$ 、 $\mu_V(q)$ 、 $\mu_R(r)$  で定義した。さらに、入力と出力の関係を表 3-4 に示す 27 の if-then 形式の制御規則で記述した。

この制御規則は、例えば次のような条件文で表現される。

$$\begin{aligned} & \text{もし(If) } (x \text{ 座標変位が LW) かつ } (y \text{ 座標変位が LW) かつ } (\text{対象物の幅が LW}) \text{ ならば(then),} \\ & (\text{前進移動量は LW}), (\text{垂直移動量は VL}), (\text{水平回転角は VL}) \text{ とする} \end{aligned} \quad (3.8)$$

ファジー推論の方法には、「代数積—加算—重心法」を用いた(36)。以下に前進量を決定する手順を説明する。 $i$  番目の規則から導かれるファジー推論結果 $\mu_{Fi}(p)$ は、式(3.9)のように入力側のファジー集合の代数積で表現される。

$$\mu_{Fi}(p) = \mu_{Ai}(x_0) \cdot \mu_{Bi}(y_0) \cdot \mu_{Ci}(w_0) \cdot \mu_{Fi}(p) \quad (3.9)$$

ここで、 $p$  はファジー集合  $F$  の変数で、 $x_0, y_0, w_0$  はそれぞれ集合  $A, B, C$  の各要素である。

そして、式(3.10)のように推論結果を  $i=1$  から  $i=n$  まで加算することにより前進移動量の結論集合 $\mu_F(p)$ を求める。

$$\mu_F(p) = \mu_{F1} + \mu_{F2} + \dots + \mu_{Fn} = \sum_{i=1}^n \mu_{Fi}(p) \quad (3.10)$$

最終的に、結論集合 $\mu_F(p)$ の重心値を計算することによって非ファジー化を行い、前進移動量を決定する。したがって、前進移動量 $p_0$ は次式から算出される。

$$p_0 = \frac{\int p \cdot \mu_F(p) dp}{\int \mu_F(p) dp} \quad (3.11)$$

垂直移動量 $q_0$ と水平回転角 $r_0$ の決定についても、前進移動量と同様の推論方法を適用した。

さらに、このように構築したビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルの調整を行った。制御モデルの調整では、カメラの初期位置の前方 300 mm に模擬ナス（黒紫色に着色した発砲スチロール）を置き、マニピュレータ先端を接近させた。果実位置を図 3-15 に示すように  $G_0$  から  $G_{14}$  までの 15 点に変え 15 回の接近実験を行い、全ての位置においてマニピュレータ先端が果実に接触するようにメンバーシップ関数を調整した。この調整には果実長 121 mm と 153 mm の 2 個の模擬ナスを用いた。調整を行ったメンバーシップ関数を図 3-16 に示す。

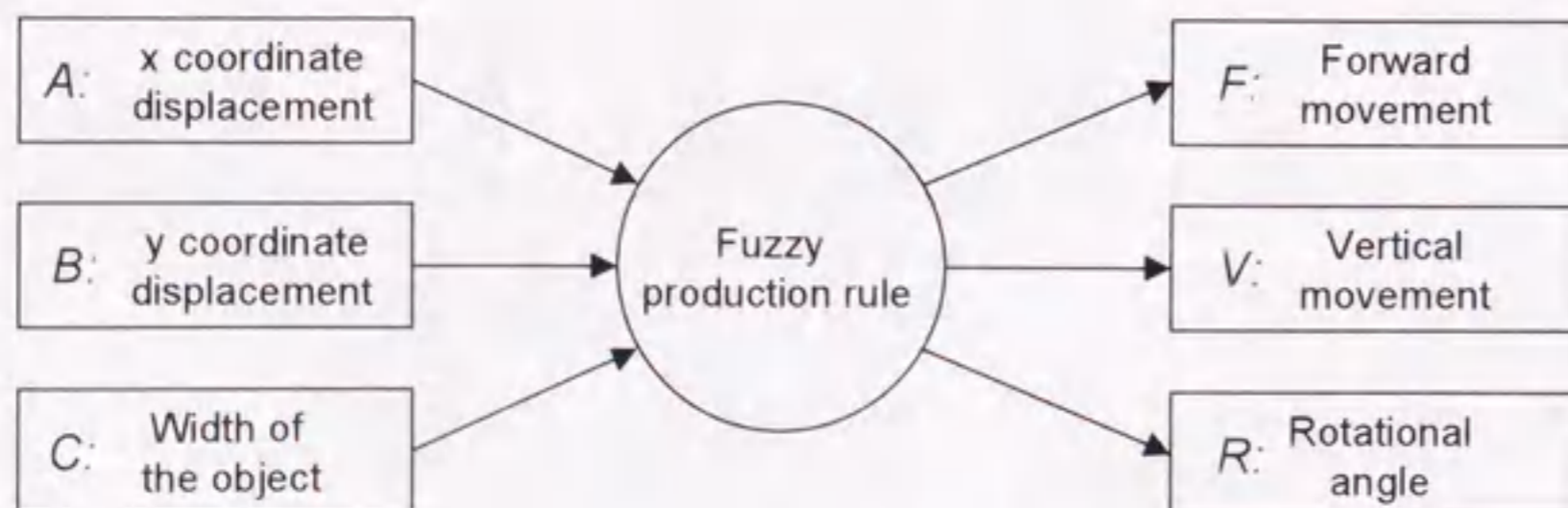


Fig. 3-13 Block diagram of the visual feedback fuzzy control model

図 3-13 ビジュアルフィードバックファジー制御モデルのブロック図

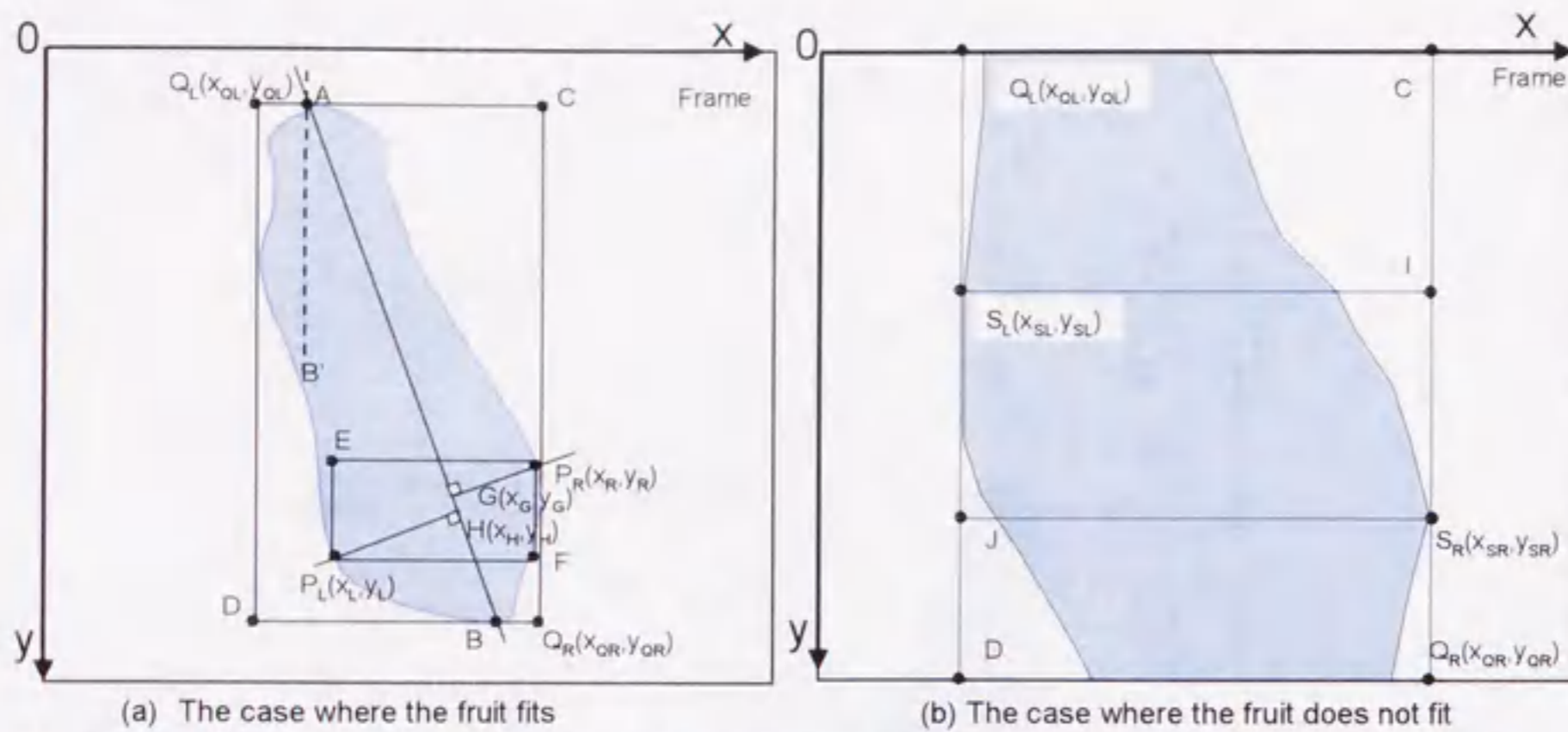


Fig. 3-14 Determination of the target region for the manipulator guidance and estimation of the fruit angle  
 図 3-14 マニピュレータ接近における目標領域の設定と画像処理による果実角度の推定方法

表 3-4 マニピュレータ接近のためのファジープロダクションルール

Table 3-4 Fuzzy production rule for the manipulator guidance

No.	x coordinates	y coordinates	Object width	Forward movement	Vertical movement	Rotational angle
1	LW	LW	LW	LW	VL	VL
2	LW	LW	MD	LW	LW	LW
3	LW	LW	HG	VL	LW	LW
4	LW	MD	LW	HG	MD	VL
5	LW	MD	MD	MD	MD	LW
6	LW	MD	HG	VL	MD	LW
7	LW	HG	LW	LW	VH	VL
8	LW	HG	MD	VL	VH	LW
9	LW	HG	HG	VL	HG	LW
10	MD	LW	LW	MD	VL	MD
11	MD	LW	MD	MD	LW	MD
12	MD	LW	HG	VL	LW	MD
13	MD	MD	LW	VH	MD	MD
14	MD	MD	MD	VH	MD	MD
15	MD	MD	HG	LW	MD	MD
16	MD	HG	LW	MD	HG	MD
17	MD	HG	MD	MD	VH	MD
18	MD	HG	HG	LW	HG	MD
19	HG	LW	LW	LW	VL	VH
20	HG	LW	MD	LW	LW	HG
21	HG	LW	HG	VL	LW	HG
22	HG	MD	LW	HG	MD	VH
23	HG	MD	MD	MD	MD	HG
24	HG	MD	HG	VL	MD	HG
25	HG	HG	LW	LW	HG	VH
26	HG	HG	MD	LW	VH	HG
27	HG	HG	HG	VL	HG	HG

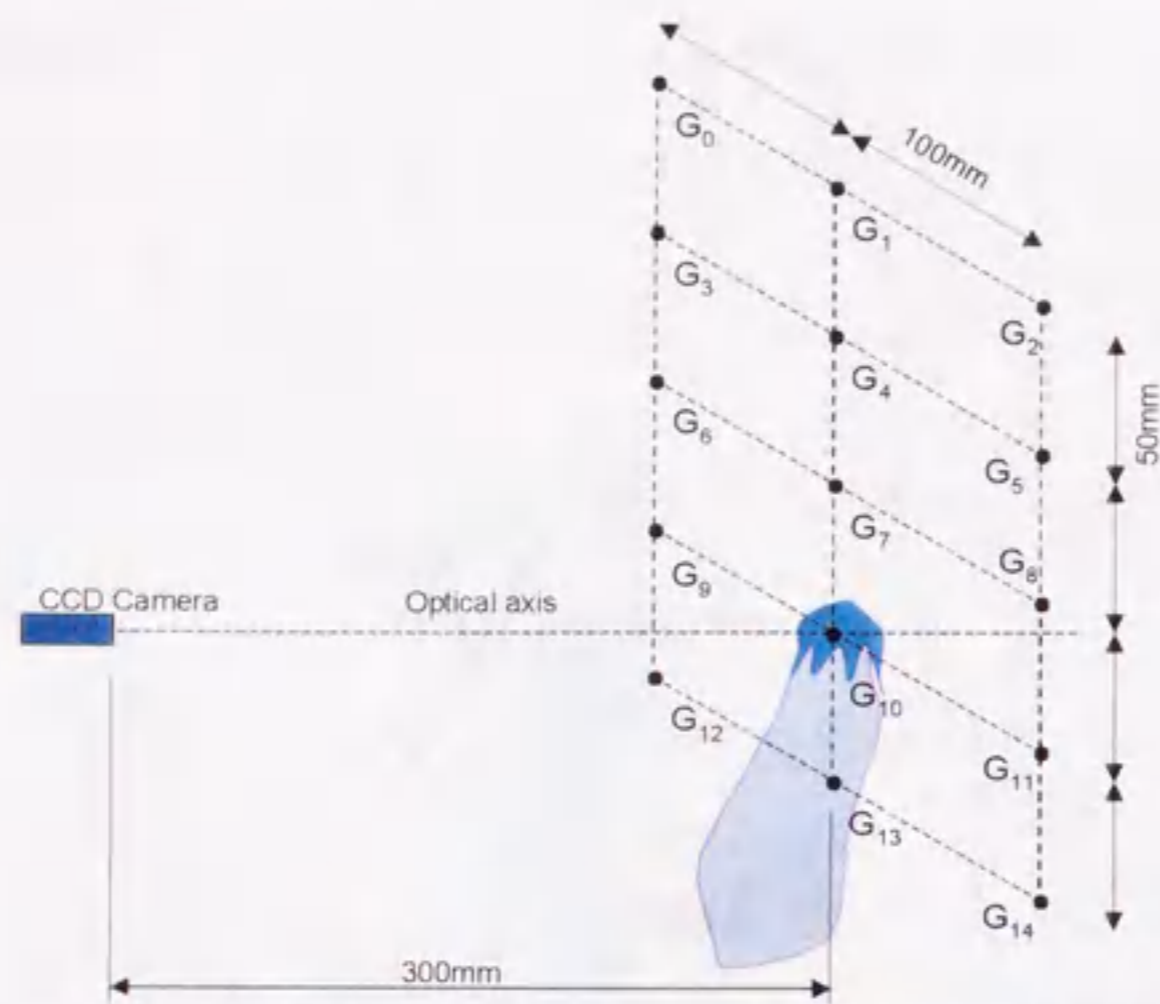


Fig. 3-15 Fruit locations in the manipulator approach experiments  
 図 3-15 マニピュレータ接近実験における果実の設置位置

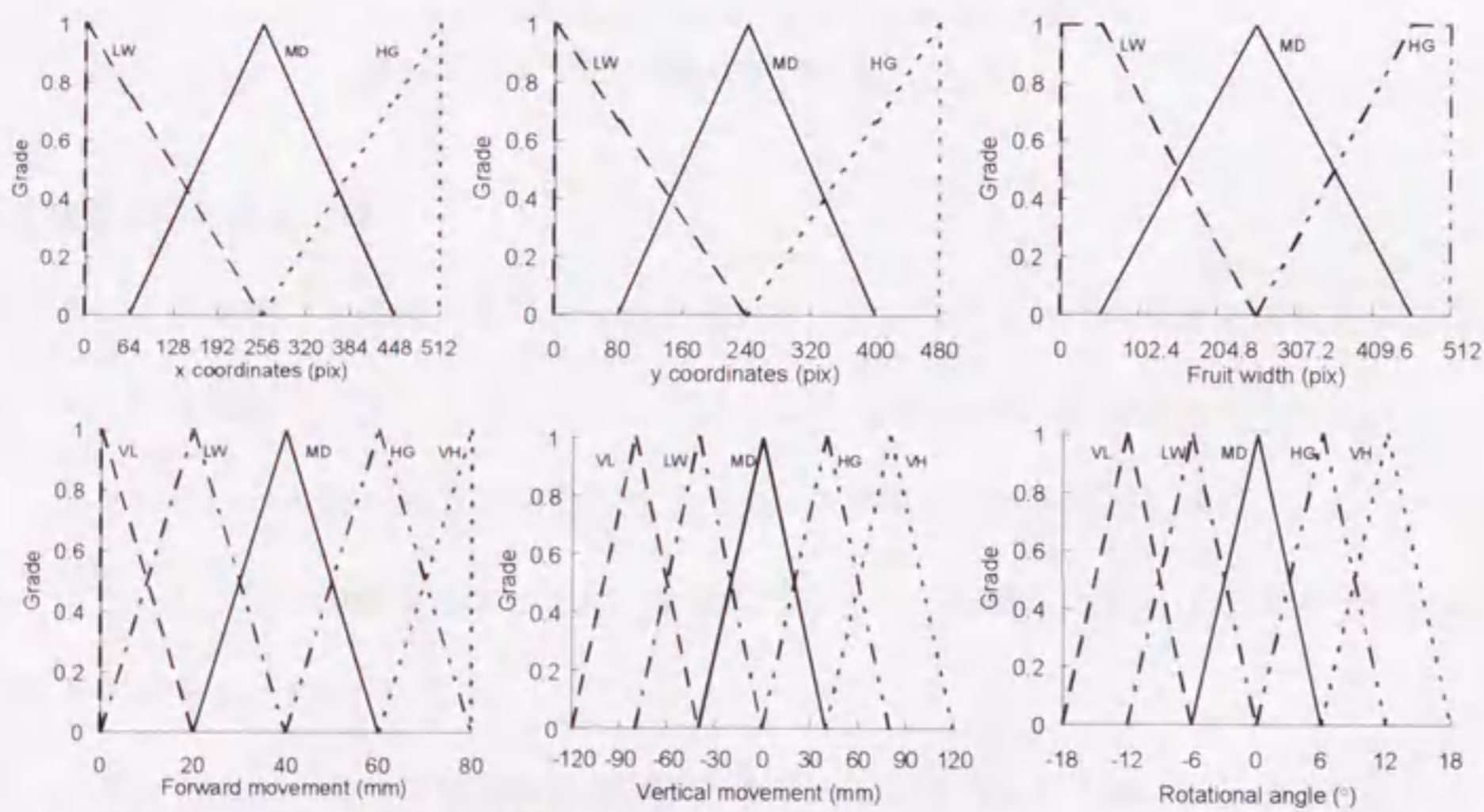


Fig. 3-16 Membership functions of fuzzy sets  
 図 3-16 ファジー集合のメンバーシップ関数

### (3) カメラ接触位置

ハンドアイ構造のマニピュレータシステムを用いて果実に接近する場合でも、視覚認識における誤差が原因でカメラと果実との接触位置は目標領域から外れることが考えられる。そこで、ビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルによりマニピュレータ先端を果実に接近させ、このとき図 3-17 で示すカメラと果実基部との距離に注目し、これをカメラ接触位置(CCP)と定義し



た。カメラが果実に接触したときにマニピュレータを手動で停止させ、カメラ接触位置をノギスで測定した。

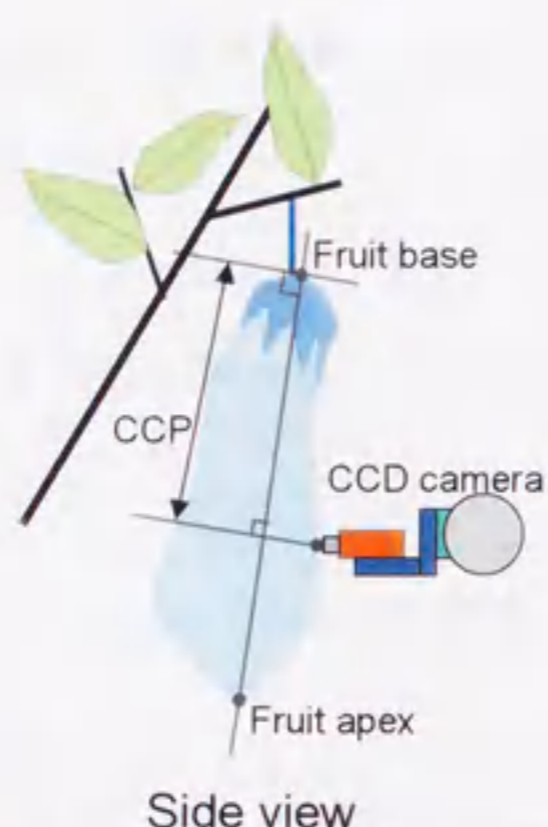


Fig. 3-17 Definition of the Camera Contact Point (CCP)

図 3-17 カメラ接触位置(CCP)の定義

#### (4) 果実最大径の推定方法

生産者は、視覚情報を基に果実の大きさを見分け一定の大きさ以上の果実を選択的に収穫している。ロボット収穫システムにおいてもこのような判定機能を組み込むことが期待される。そこで、マニピュレータの接近途中の画像処理データから果実最大径の推定を試み、2つの方法を提案した。ただし、計算を簡易にするため、画像処理によって認識した果実2値画像は平面对象物の投影図形であるとした。

第1の推定方法は、果実2値画像の面積微分を用いる方法（以下、面積微分法(MDA)という）で、カメラと対象物までの距離が未知の場合でも、マニピュレータの移動前後における果実2値画像の面積微分から果実最大径を推定することができる。計算式を以下に示す。

$$w_a = \frac{d \cdot L_1 \sqrt{a_0}}{f(\sqrt{a_1} - \sqrt{a_0})} \quad (3.12)$$

ここで、 $w_a$  は面積微分法による推定果実最大径(mm)、 $d$  はマニピュレータの前進移動量(mm)、 $L_1$  は移動前における果実2値画像の幅（画素）、 $f$  は小型 CCD カラーカメラの焦点距離（画素）、 $a_1$  は移動後における果実2値画像の面積（画素）、 $a_0$  は移動前における果実2値画像の面積（画素）

である。

第2の推定方法は、果実2値画像の幅の微分を用いる方法（以下、幅微分法(MDW)という)で、考案した画像処理アルゴリズムは、果実長より果実最大径を高い精度で推定できることから、面積微分法における果実2値画像の面積の代わりに幅を用いた方法である。計算式を以下に示す。

$$w_w = \frac{d \cdot L_1 \cdot L_0}{f(L_1 - L_0)} \quad (3.13)$$

ここで、 $w_w$  は幅微分法による推定果実最大径(mm)、 $L_0$  は移動前における果実2値画像の幅（画素）である。

果実最大径の実測値の測定はノギスを用いて行い、上述の2つの方法による推定値と比較した。

#### (5) 接近途中での果実角度の推定方法

マニピュレータの接近制御において、果実2値画像の傾きから着果状態での果実角度の推定を試みた。果実が画像フレームに納まり、果実に最も接近した状態で撮影した画像を解析することにより、果実2値画像の傾きを計算した。果実2値画像の絶対最大長軸と垂直線のなす角、つまり図3-14-(a)の $\angle B'AB$ で表される角度を推定果実角度とした。なお、反時計方向を正とした。

実際の果実角度は、マニピュレータの接近前に小型 CCD カラーカメラの映像をモニター画面に映し出し、分度器で測定した。この果実角度と画像処理データから推定した果実角度を比較した。

#### (6) ビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルによる果実への接近実験

ビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルを用いて、室内においてマニピュレータ先端を果実に接近させる3つの接近実験を行い、カメラ接触位置、果実最大径の推定、および果実角度の推定の3点により制御モデルを評価した。実験には、図3-18のようにV字型に整枝されポットで栽培されたナス‘千両2号’を供試した。

接近実験1では、果実位置がマニピュレータの接近に与える影響を調べるとともに、果実最大径を推定する2つの方法（面積微分法と幅微分法）の比較を行った。1つの果実を図3-15に示すように平面上の $G_0$ から $G_{14}$ までの15の位置に順次置き、マニピュレータ先端を15回接近させた。このとき接近途中での軌道位置、制御値および画像処理データを制御プログラムのメモリに

格納し、式(3.12)と式(3.13)から果実最大径を推定した。また、接近終了時にカメラ接触位置を測定した。この実験には、制御モデルの調整に用いた模擬ナス2個と実物ナス5果を供試した。

接近実験2では、定位置に設置した果実に対するマニピュレータの接近軌道の安定と果実最大径の推定について検討した。果実をカメラの初期位置の前方300 mmに置き、マニピュレータ先端を接近させ、接近実験1と同様のデータを収集した。供試数は収穫適期の果実30果とした。

接近実験3では、着果状態での果実角度の推定を行った。接近実験2と同じ位置に果実を置き、マニピュレータ先端を接近させた。接近途中の画像処理データから推定果実角度を計算し、接近制御プログラムのメモリに格納した。供試数は収穫適期の果実40果とした。



(a) Front view



(b) Side view

Fig. 3-18 Eggplant planted in the pot  
図 3-18 ポット栽培されたナス

### 3) 結果および考察

#### (1) マニピュレータ接近における果実位置の影響

接近実験1において、小型 CCD カラーカメラは6~10回のビジュアルフィードバック信号により300 mm離れた果実に接近することが確認された。水平方向の接触位置は、観察から果実のほぼ中央であった。垂直方向の接触位置について、カメラ接触位置のばらつきを表3-5に示す。模擬ナス2個におけるカメラ接触位置の標準偏差は、ほぼ5.5 mmであった。一方、実物ナス5果における標準偏差は12.6~19.0 mmであり、模擬ナスに比べ大きくなった。これは、果実位置によってカメラからの果実の方向が変わることから、同じ果実でも認識した果実2値画像の形状が

異なったためと考えられた。

表 3-5 カメラ接触位置(CCP)と果実最大径の推定精度

Table 3-5 Camera Contact Point (CCP) and estimation accuracy of the fruit maximal diameter

No.	Fruit	Fruit length (mm)	Fruit maximal Diameter(mm)	CCP (mm)	Estimation accuracy (%)	
					MDA	MDW
1	Artificial	121	47	70.5±5.3	35.8±15.5	18.6±14.0
2	Artificial	153	60	102.9±5.7	40.2±20.6	7.6±6.5
3	Real	138	48	59.3±13.0	48.3±28.0	35.2±12.3
4	Real	152	54	83.9±12.6	32.8±24.2	30.4±17.6
5	Real	155	48	55.3±15.9	58.8±25.3	43.5±18.8
6	Real	162	52	57.8±19.0	25.2±17.8	23.4±16.8
7	Real	169	57	65.9±12.6	29.5±18.4	21.5±15.3

## (2)果実最大径の推定

接近実験 1 での模擬ナス 2 個と実物ナス 5 果における果実最大径の推定結果を表 3-5 に示す。

面積微分法と幅微分法を比較すると、全てのサンプルに対して幅微分法は高い精度を示した。近藤・芝野(31)は、マニピュレータ先端に装着した視覚センサからの果実位置検出において、直線の長さ微分より面積微分を用いることが有効であると報告しているが、本実験はこれに反する結果であった。この原因として、画像処理アルゴリズムによる果実の大きさ推定精度が低く、マニピュレータの移動前後で認識した 2 つの果実 2 値画像が相似形でなかったことが考えられた。

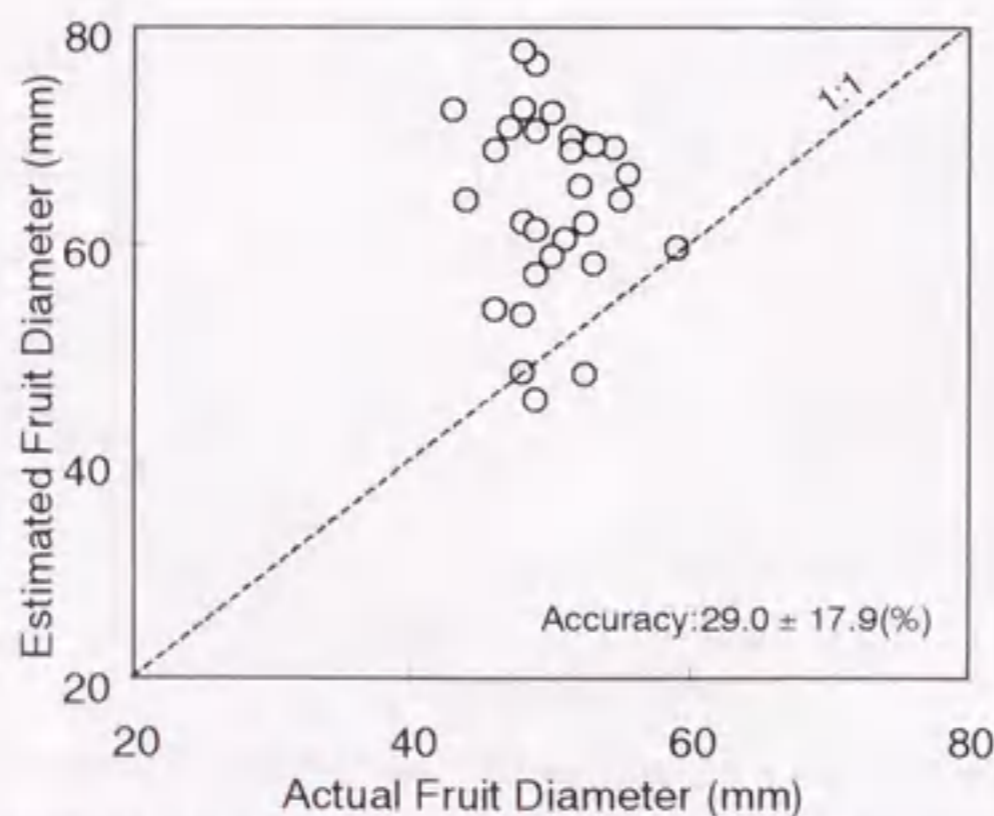


Fig. 3-19 Estimation results of the fruit maximal diameter using the MDW

図 3-19 面積微分法による果実最大径の推定結果

次に、接近実験 2 における面積微分法による果実最大径の推定結果を図 3-19 に示す。果実最大径をやや大きく推定する傾向があり、その推定精度は  $29.0 \pm 17.9\%$  であった。このことから、提案した推定方法により非接触で果実最大径を測定する可能性は認められたが、選択収穫のため

のセンシング技術として利用するには十分な精度ではなかった。したがって、収穫用エンドエフェクタには、果実最大径または果実長を指標として収穫適否を判定する機能が必要であると考えられた。

### (3) マニピュレータ軌道の安定

接近実験 2 において、カメラは果実のほぼ中央に接触した。垂直方向のばらつきについて、果実長とカメラ接触位置の関係を図 3-20 に示す。接近制御において目標領域とした果実最大径の部位は、果実基部を基準にして果実長のほぼ 2/3 に位置することから、この位置を破線で表す。カメラ接触位置は  $62.0 \pm 23.0$  mm であった。カメラは最大径部位を目標に接近するように制御されたが、実際にはこれより上方に接触した。また、果実長とカメラ接触位置の間には一定の関係は認められなかった。このことから、垂直方向におけるマニピュレータの軌道は安定せず、果実によってカメラと果実の接触位置がばらつくと考えられ、したがって、収穫用エンドエフェクタにはこのようなばらつきに対応できる機構と動作が必要であることが認められた。

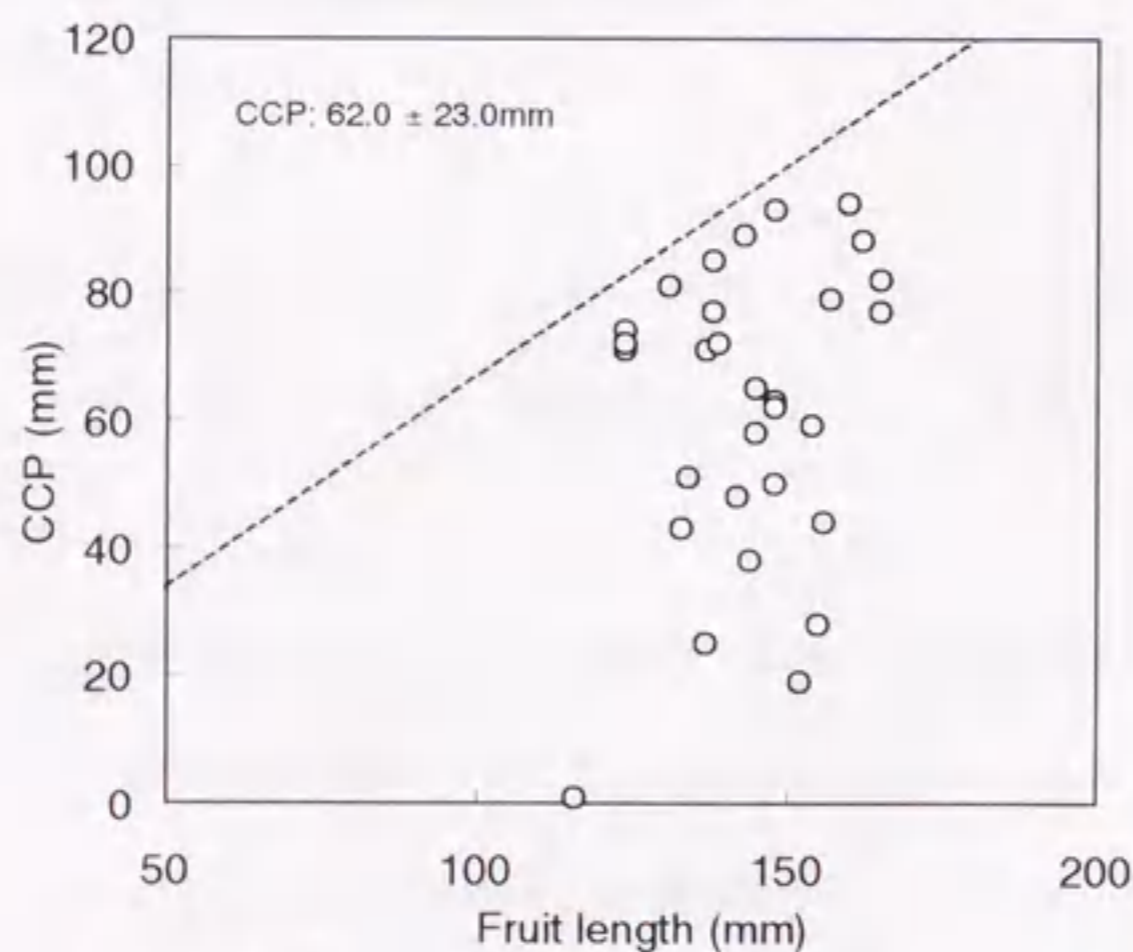


Fig. 3-20 Relationship between the fruit length and the camera contact point (CCP):

A dotted line shows the portion of the fruit maximal diameter.

図 3-20 果実長とカメラ接触位置(CCP)との関係:

破線は果実最大径の位置を示す

### (4) 果実角度の推定

接近実験 3 における果実角度の実測値と推定値の関係を図 3-21 に示す。推定誤差は  $3.6 \pm 2.6^\circ$  で、

果実角度を高い精度で推定することができた。これにより、エンドエフェクタが果実に接触する前に果実角度を推定することができ、この推定機能を採果動作に組み入れることにより果実を容易に把持できると考えられた。

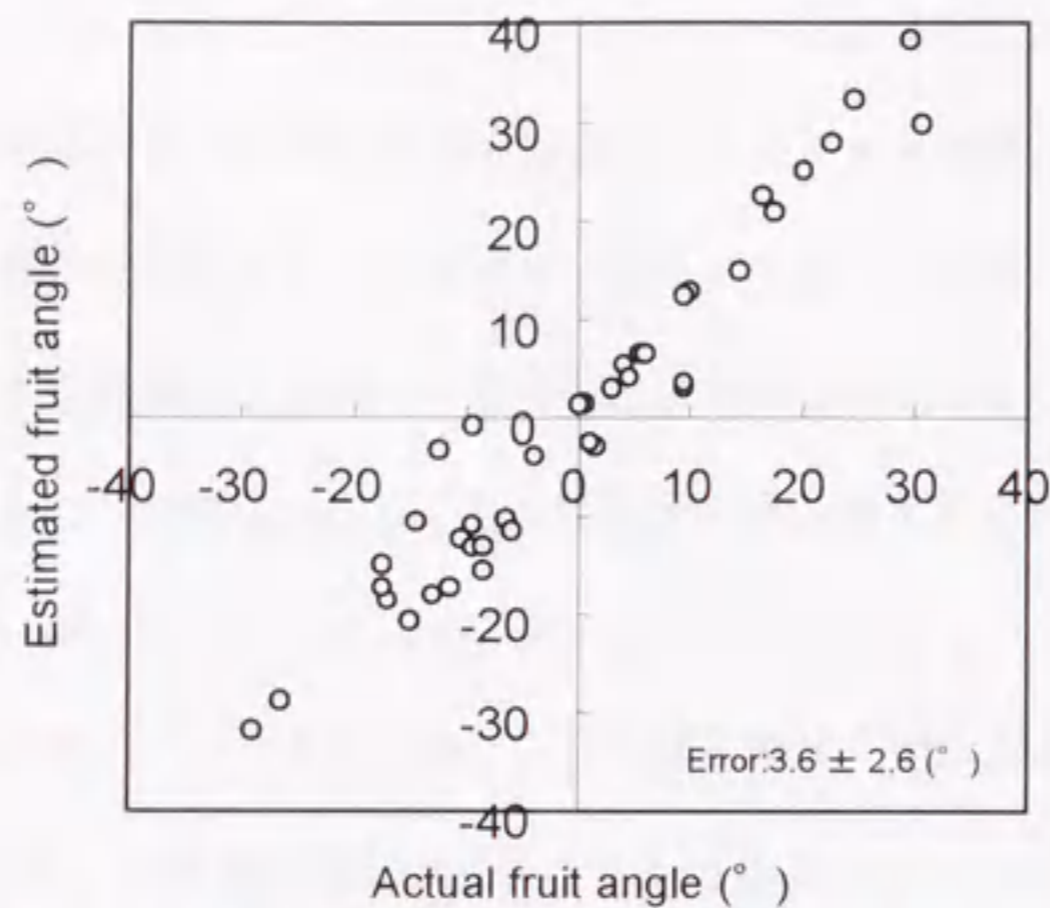


Fig. 3-21 Estimation results of the fruit angle in row direction  
 図 3-21 畝方向の果実角度の推定結果

#### 4) 摘要

マニピュレータ先端を果実に接近させることを目的に、ハンドアイ構造のマニピュレータを制御するビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルを構築し、果実への接近実験を行った結果、以下のことが明らかとなった。

- (1)本制御モデルにより、画像処理アルゴリズムで認識した果実 2 値画像が画像フレームの中央になるようにマニピュレータ先端を制御し、果実に接近することができる。この制御にファジー推論を用いることにより予測困難な要因を含む画像処理データからマニピュレータの移動量を決定することができる。
- (2)マニピュレータの軌道は、果実の着果位置によって垂直方向にばらつく。また、マニピュレータ先端に装着したカメラは目標とした果実最大径の部位より果実基部側に接触する。
- (3)マニピュレータの軌道データと画像処理データを組み合わせることにより、接近途中に果実最大径を推定できる可能性があるが、選択収穫のためのセンシング技術としては十分でない。

(4) マニピュレータの接近途中での画像処理データから、畝方向の果実角度を推定することが可能である。

### 第3節 ナス収穫用エンドエフェクタ

#### 1) 緒言

ナスは市場において光沢等の外観品質が重視されることから、収穫作業は果皮に傷を付けないように丁寧に行われる。したがって、収穫用エンドエフェクタの設計・試作にあたり、生産者が行っている複雑な動作を機械的に実現するためには、対象物の大きさ、形状および物理的特性を正確に把握するとともに、栽培様式などの動作環境を十分考慮する必要がある。

これまで生物生産分野では様々なエンドエフェクタが開発されている。Ting ら(65)は、近接センサを組み込んだエンドエフェクタを試作し、苗の摘み取り、把持および植え付け動作を実現している。Simonton(54)は、規格化できない挿し穂を取り扱うエンドエフェクタを開発している。果実の収穫動作に関して、Harrell ら(11)は、カメラを搭載したエンドエフェクタを試作し、回転板でオレンジ果実を掴み収穫している。藤浦ら(10)は、ハサミ機構を有するエンドエフェクタを開発することによりナツミカンの自動収穫を実現している。また天羽・高倉(1)は、把持部とカッター部を具備するキュウリ収穫用エンドエフェクタの基本構造を考案し、有馬ら(3)は、実用的なキュウリ収穫用エンドエフェクタを試作し傾斜棚栽培での利用を試みている。近藤ら(29)は、吸引パッドを有する2指のトマト収穫用エンドエフェクタを試作し、果房内の果実に傷を付けずに目標の果実のみを採果している。林・坂上(12)は、トマト収穫用エンドエフェクタに円盤形カッター刃を取り付け果柄の補助的な切断を試みている。さらにスブラタら(58)は、先端が左右に振れ茎葉などの障害を回避できるミニトマト収穫用エンドエフェクタを試作している。Kondo ら(27)は、イチゴ果実を上方から吸引し収穫するエンドエフェクタを試作している。しかし、これまでナス収穫用のエンドエフェクタに関する研究は行われていない。

ナスの採果動作は、収穫適否の判定、果実の把持、果柄の切断、および収穫箱への運搬に大きく分けられる。生産者は視覚情報を基に収穫適否を判定していることから、本章の第1節と第2節において、画像処理データとマニピュレータの接近軌道データを解析することにより、果実の

大きさ、特に果実最大径の推定を試みたが、十分な推定精度は得られなかった。そのため、果実長を基準に収穫適否を判定する機能をエンドエフェクタに具備させる。また、果実の把持については、圧縮空気により駆動し様々な大きさの果実を安定して把持できる特徴を有するゴムアクチュエータ(23)と吸引パッドを適用する。さらに、強靱な果柄を切断するため、採果ハサミを利用した切断機構を試作する。そして、エンドエフェクタの設計は、駆動力を容易に調整できる空気圧機器を中心に行う。

本節では、マニピュレータ先端が果実に接近したのち、果実の把持、収穫適否の判定、および果柄の切断を行うナス収穫用エンドエフェクタを試作し、その基本性能について評価した。

## 2) 材料および方法

### (1) エンドエフェクタの設計

ナス収穫用エンドエフェクタは、果実の把持機構、収穫適否の判定機構、および果柄の切断機構から構成され、マニピュレータ先端への装着が可能である。また、小型 CCD カラーカメラをエンドエフェクタの中央に取り付けた。ナス収穫用エンドエフェクタを図 3-22 に示す。また、エンドエフェクタの機構を図 3-23 に、その仕様を表 3-6 に示す。

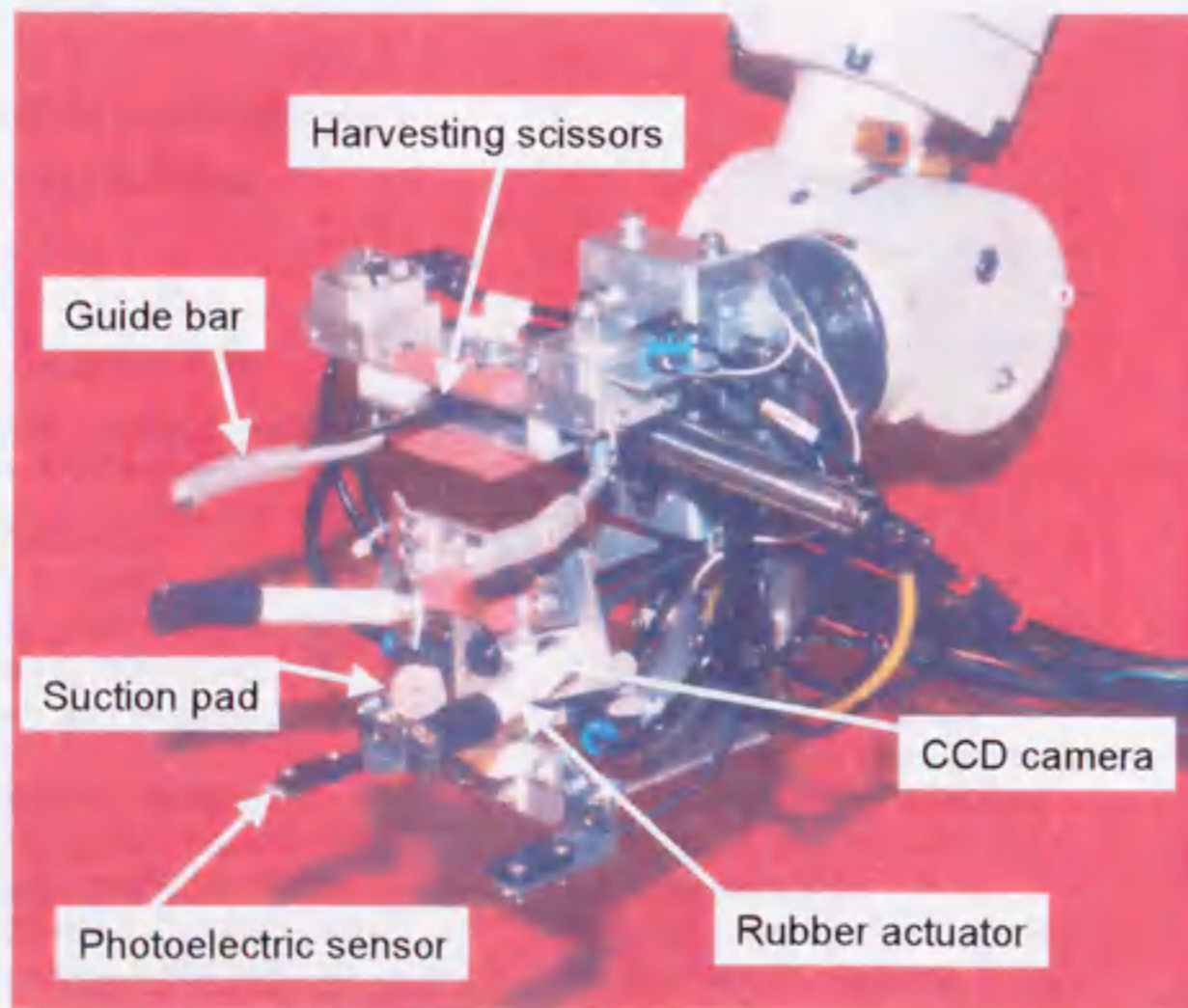
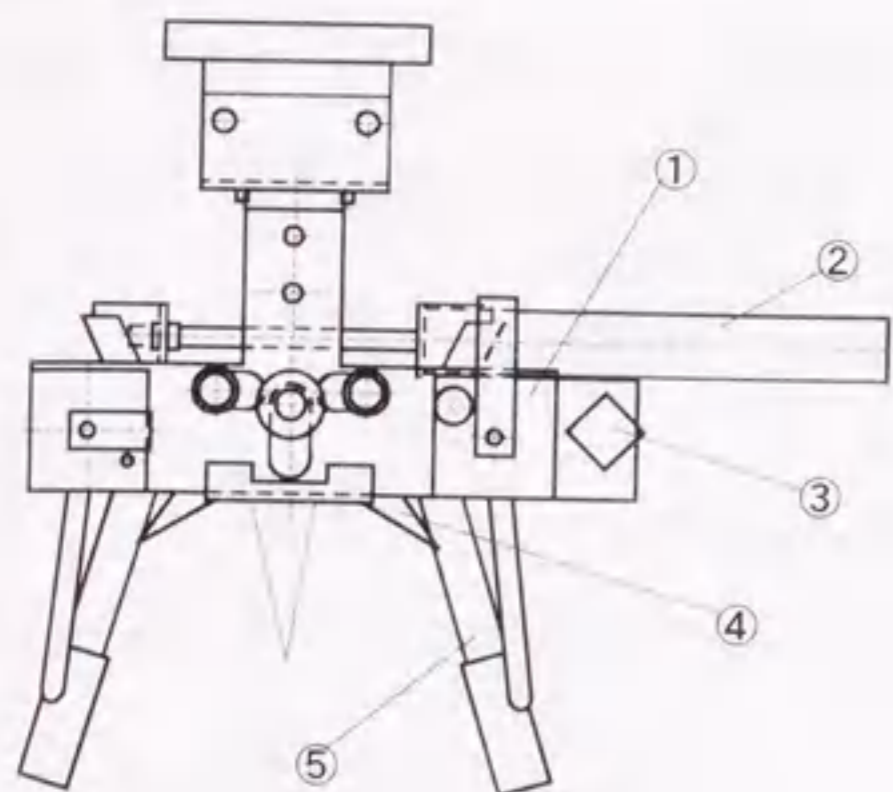


Fig. 3-22 General view of the end-effector  
図 3-22 エンドエフェクタの全体図





- ① Pneumatic rotary actuator
- ② Pneumatic cylinder
- ③ Micro-switch
- ④ Harvesting scissors
- ⑤ Rubber actuator
- ⑥ Pneumatic slider
- ⑦ CCD camera
- ⑧ Suction pad
- ⑨ Shock absorbing urethane
- ⑩ Photoelectric sensor
- ⑪ Guide bar

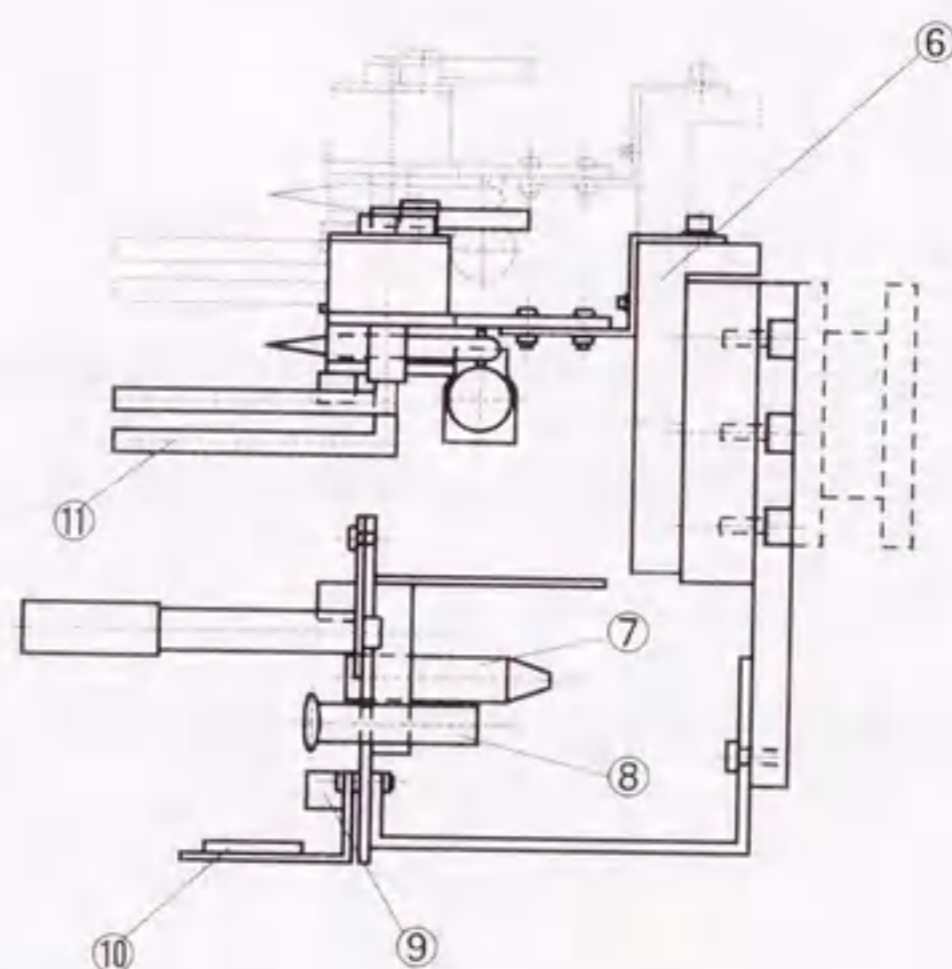
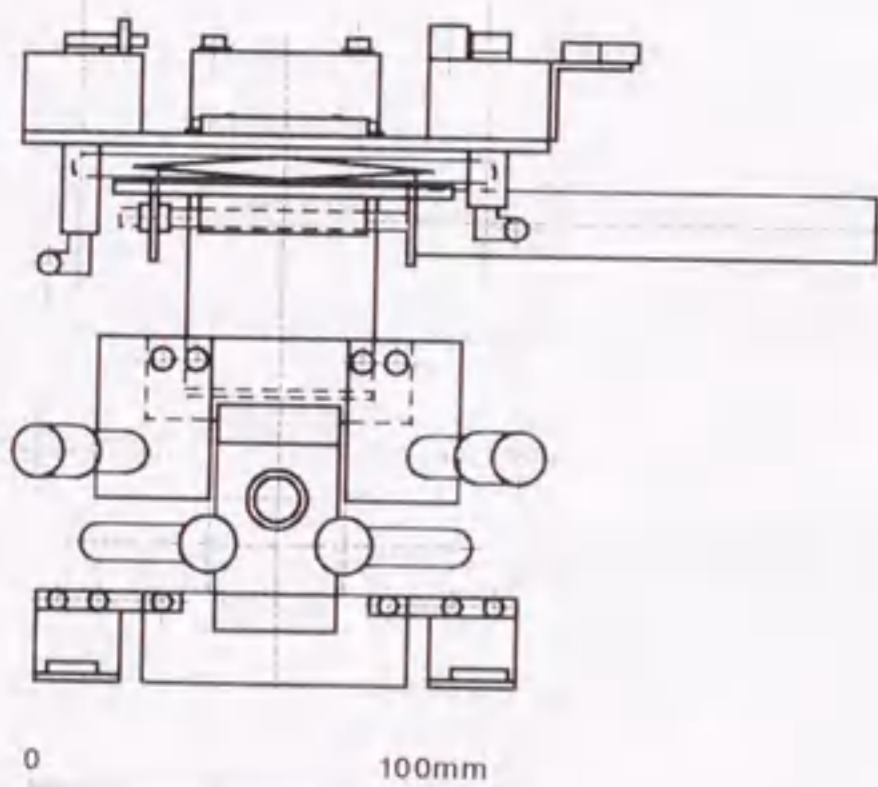


Fig. 3-23 Mechanism of the end-effector

図 3-23 エンドエフェクタの機構

表 3-6 エンドエフェクタの仕様

Table 3-6 Specification of the end-effector

Parts item	Data
Rubber actuator (CKD, XCA)	φ12×80mm
Suction pad (SMC, ZPR13B)	Diameter: φ13mm
Photoelectric sensor (OMRON, E32-T16P)	Transmission type, Projective width: 11mm
Pneumatic slider (SMC, MXS12-40)	φ12×40mm (Diameter×Stroke)
Pneumatic rotary actuator (Koganei, RAN1-90-2)	Effective torque: 11.8Ncm
Guide bar	Diameter: φ6mm, Material: Aluminum
Micro-switch (Matsushita, ABJ263441)	14×14×5mm, Hinge lever type
Pneumatic cylinder (Koganei, PAD-16×75)	φ16×75mm (Diameter×Stroke)
Harvesting scissors (Noguchi, Double type scissors)	Improvement of the handle
Digital I/O board (Contec, PIO-32/32L(PC))	Input32, Output32, Power source: DC12-24V
Air compressor (Anest Iwata, OFP-041B)	0.69-0.88MPa, 40 lit/min

まず、把持機構は 2 本のゴムアクチュエータと 2 個の吸引パッドから構成され、2 本のゴムアクチュエータ内に果実が入るように先端の間隔を 115 mm とした。ゴムアクチュエータは、ゴム

管の外側に繊維を配置したもので、圧縮空気を加えることによりゴム管が湾曲し対象物を把持することができる(60)。加圧によりたわんだゴムアクチュエータの先端を初期の位置に戻すために必要な力(以下、保持力という)  $F_{rub}$  は、ゴム管の変形が小さいとき式(3.14)から求められる(29)。

$$F_{rub} = \frac{3 \cdot M}{L_{rub}} \quad (3.14)$$

ここで、 $M$  は曲げモーメント(N・mm)、 $L_{rub}$  はゴムアクチュエータの長さ(mm)である。

さらに、ゴムアクチュエータの曲げモーメント  $M$  と管軸方向に働く力  $F_p$  は、次式で表される。

$$M = \frac{F_p \cdot I}{A_2 \cdot r_3} \quad (3.15)$$

$$F_p = P_1 \cdot A_1 \quad (3.16)$$

ここで、 $F_p$  は管軸方向に働く力(N)、 $I$  はゴム管の断面 2 次モーメント(mm<sup>4</sup>)、 $r_3$  はゴムアクチュエータの半径(mm)、 $A_1$  はゴム管内の面積(mm<sup>2</sup>)、 $A_2$  はゴム管の断面積(mm<sup>2</sup>)、 $P_1$  は空気圧力(MPa)である。

したがって、式(3.15)と式(3.16)を式(3.14)に代入することにより、保持力  $F_{rub}$  は次の式で表現される。

$$F_{rub} = \frac{3 \cdot P_1 \cdot A_1 \cdot I}{A_2 \cdot r_3 \cdot L_{rub}} \quad (3.17)$$

本設計では、ゴムアクチュエータに外径 10.5 mm、ゴム管の外径 10 mm、ゴム管の内径 8 mm、長さ 62 mm のものを選定した。したがって、例えば圧縮空気の空気圧力を 0.5 MPa に設定した場合、式(3.17)より 2.37 MPa 程度の保持力が得られる。

一方、吸引パッドは真空エジェクタによって作動し、果実を保持することができる。2 個の吸引パッドのなす角が 75°になるように取り付けた。1 個の吸引パッドによる持ち上げ力は次式で表される。

$$W = P \cdot A \quad (3.18)$$

ここで、 $W$  は持ち上げ力(N)、 $P$  は真空圧力(MPa)、 $A$  はパッドの面積(mm<sup>2</sup>)である。

真空圧力を 53.3 kPa (400mmHg)、安全係数を 4 と考えた場合、設計では内径 13 mm の吸引パ

ッドを選定したため、1.77 Nの持ち上げ力が得られる。したがって、吸引パッドだけでも果実を持ち上げることができると考えられた。

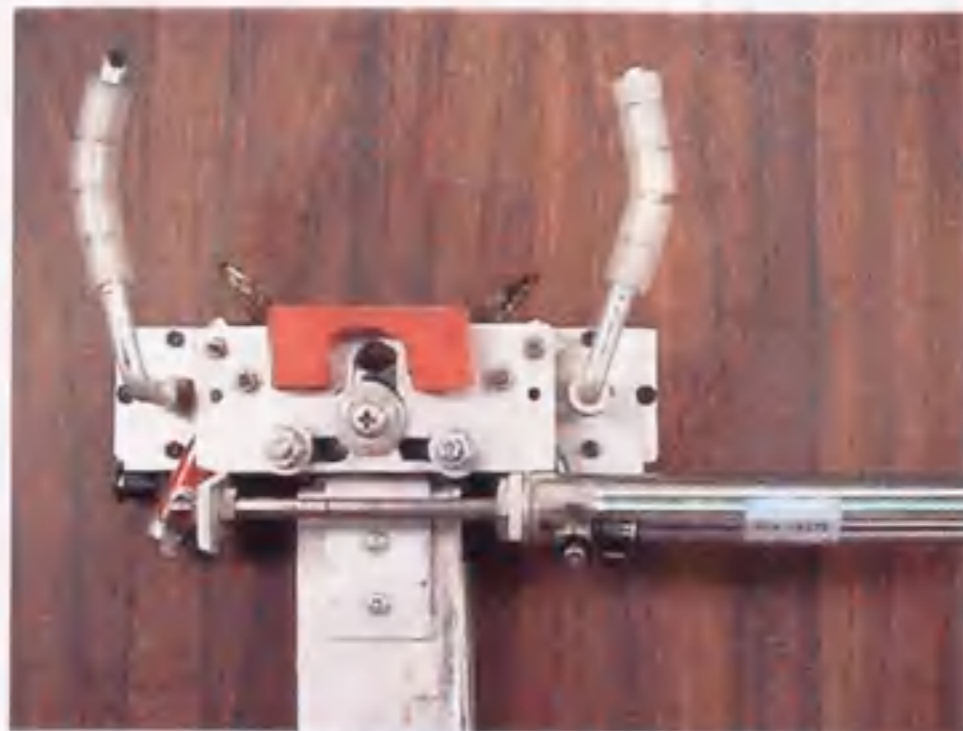
次に、果実長を指標とする収穫適否の判定機構は、透過型光電センサ、マイクロスイッチ、案内爪、空気圧ロータリーアクチュエータおよび空気圧スライダから構成された。案内爪は、空気圧スライダによって40mm上下移動するとともに、空気圧ロータリーアクチュエータによって開閉する。案内爪で囲まれる対象物の径がほぼ20mm以下になると、マイクロスイッチがONになるように設定した。これにより、案内爪の開閉度合いから果実基部を検出することができる。また、果頂を検出するため、光電センサを案内爪の最下位位置より下方125 mmの位置に、投光部と受光部の間隔が94 mmとなるように取り付けた。したがって、この判定機構により、果実長が125~165 mmであるか否かを判定することができる。

さらに、果柄の切断機構は、採果ハサミ（野口鍛冶店、二段ハサミ）と空気圧シリンダから構成された。採果ハサミの柄を短く切断し、その両端を空気圧シリンダのピストンロッドと本体にそれぞれ固定することによって、図3-24のように、空気圧シリンダの往復運動に連動して採果ハサミの開閉を行うことができる。採果ハサミを案内爪からほぼ15mm上方の位置に取り付け、案内爪とともに上下移動する機構とした。したがって、果柄の切断位置は、案内爪が果実基部を検出した位置より15 mm結果枝側となる。試作した切断機構における空気圧シリンダの推力と果柄切断力との関係は以下のようなになる。

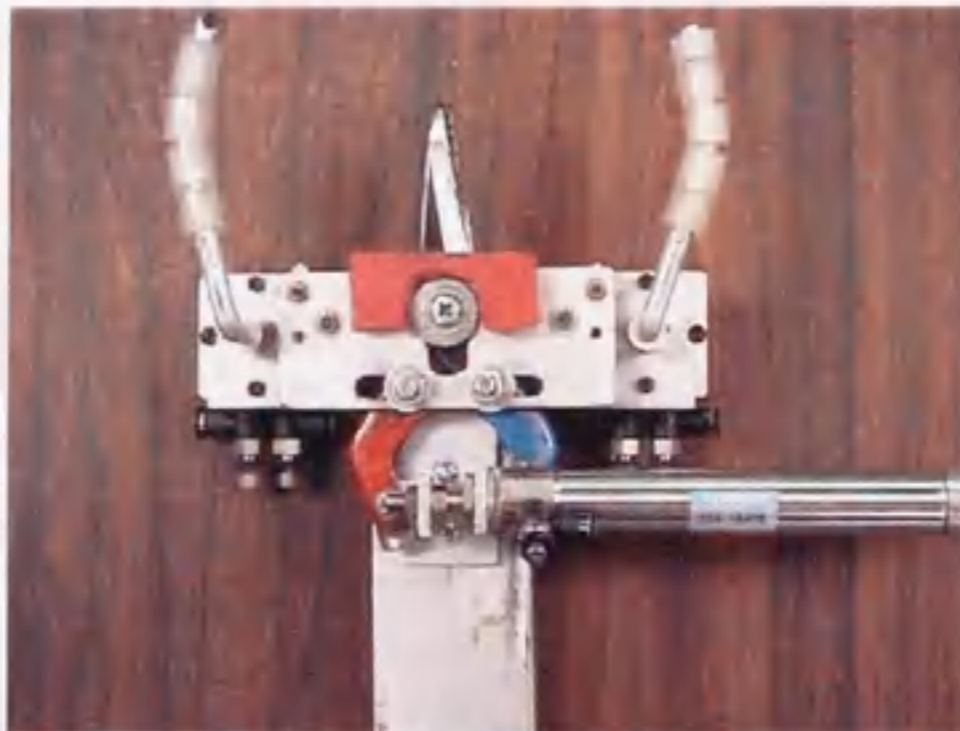
$$\frac{\pi}{4} \cdot D^2 \cdot P_{cyl} \cdot \frac{1}{S} \cdot L \geq F_{cut} \cdot l \quad (3.19)$$

ここで、 $D$ はシリンダ内径(mm)、 $P_{cyl}$ は空気圧力(MPa)、 $S$ は安全係数、 $L$ は採果ハサミの支点から空気圧シリンダの作用点までの距離(mm)、 $F_{cut}$ は果柄切断力(N)、 $l$ は採果ハサミの支点から果柄のまでの距離(mm)である。

採果ハサミの中央で果柄を切断するとき、 $l$ は34 mmであり、空気圧シリンダを取り付けた位置 $L$ は51 mmである。そして、果柄の切断には82 Nの力が必要であったことから、 $F_{cut}$ を82 N、 $P_{cyl}$ を0.40 MPa、 $S$ を1.25に設定すると、空気圧シリンダ内径は14.75 mmとなる。したがって、内径16 mmの空気圧シリンダを選定することによって、果柄を切断できると考えられた。



(a) State of the scissors opened



(b) State of the scissors closed

Fig. 3-24 Motion of the peduncle cutting mechanism

図 3-24 果柄の切断機構の動作

## (2) エンドエフェクタによる採果動作

ロボット収穫システムによる収穫動作では、マニピュレータ先端が果実に十分接近したのち、エンドエフェクタによる採果動作を実行することになる。この採果動作のフローチャートを図 3-25 に示し、図中の処理を番号①～⑧で表す。

処理①では、ゴムアクチュエータと吸引パッドを作動させ果実を把持する。

処理②では、果実が光電センサの投光部と受光部の間にあるか否かを光電センサの信号（以下、果実検出信号という）で確認する。果実検出信号が OFF の場合は、果実の把持を一端中止し、光電センサ内に果実が入るまで、果実の把持と開放を繰り返しながらエンドエフェクタを 5 mm ずつ上方に移動する。果実検出信号が ON となった場合、並びに果実を最初に把持したとき果実検出信号が ON であった場合、果実の把持と開放を繰り返しながらエンドエフェクタを 5 mm ずつ下方に移動する。この動作中に果実検出信号が ON から OFF に切り替わる位置を果頂と判断して、マニピュレータの下方移動を停止する。

処理③では、エンドエフェクタを水平のまま収穫適否の判定を行う姿勢（以下、持ち上げ 0° 姿勢という）と、果実周辺の茎葉と果実を引き離す目的で果実を図 3-26 のように 30° 持ち上げる姿勢（以下、持ち上げ 30° 姿勢という）の 2 通りの姿勢をとることができる。なお、持ち上げ 0° 姿勢の場合には、処理③を行わず次の処理に移る。

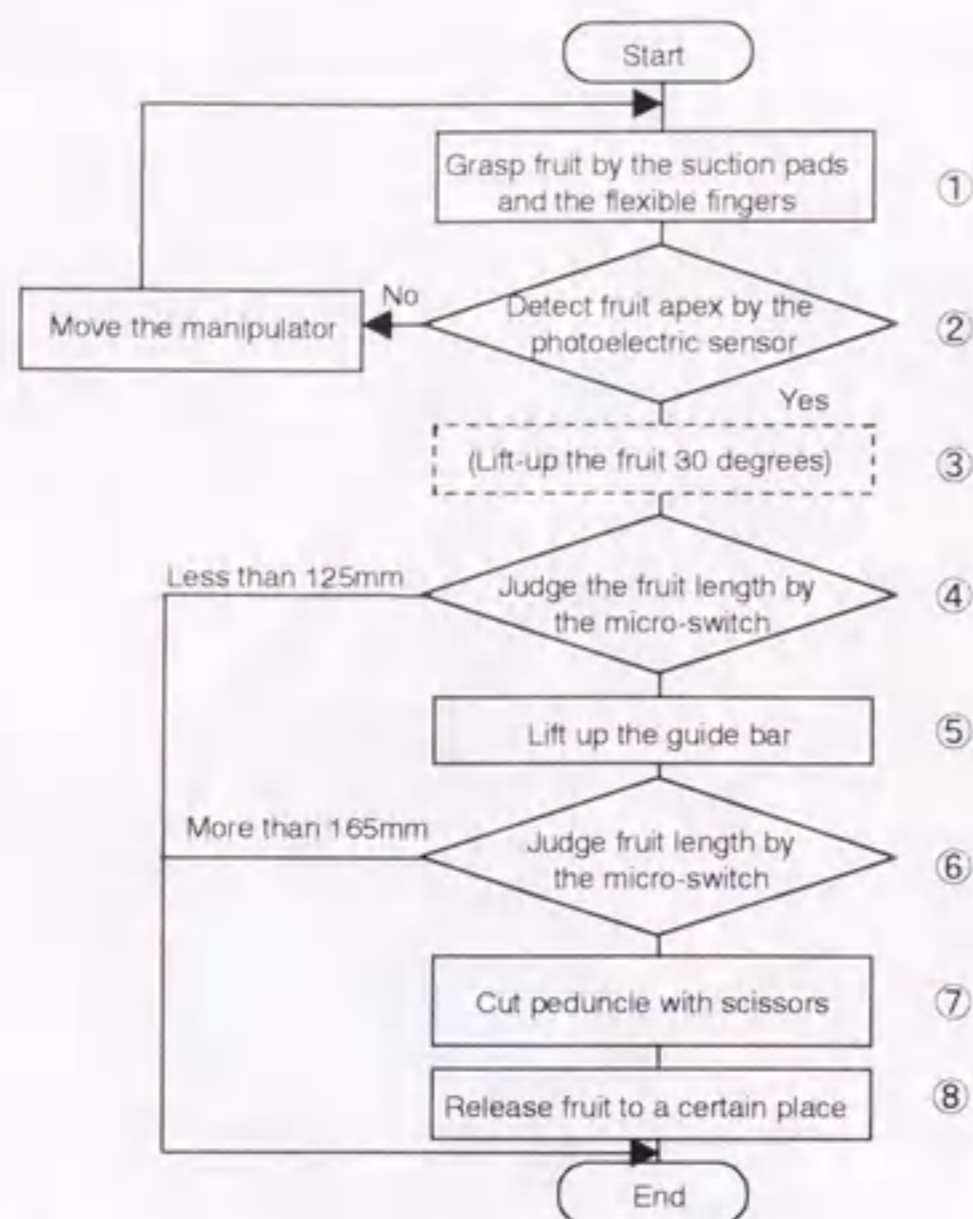


Fig. 3-25 Flow-chart of the picking motion

図 3-25 採果動作のフローチャート

処理④では、果実長を指標に収穫適否を判定するため、まず空気圧ロータリアクチュエータを作動させ案内爪を閉じる。そして、果柄を検出するマイクロスイッチの信号（以下、果柄検出信号という）を確認する。果実長が 125 mm 未満の果実の場合、案内爪は果柄部分を掴むため果柄検出信号は ON となり、この時点で採果動作を中止する。一方、果実長が 125 mm 以上の果実の場合、果柄検出信号は OFF となり次の処理に移る。

処理⑤では、図 3-27 に示すように、案内爪が上昇するに伴い把持している部分の果実径が小さくなり、案内爪は徐々に閉じる。そして、果実径がほぼ 20 mm 以下になると果柄検出信号が ON となり、この位置を果実基部と判断して空気圧スライダの上昇を停止する。

処理⑥では、空気圧スライダが 40mm 上昇しても果柄検出信号が ON とならない果実は果実長が 165 mm 以上であることから、適期後と判断し採果動作を中止する。

処理⑦では、果実長が 165 mm 未満の場合、空気圧シリンダを駆動させ採果ハサミを閉じることにより果柄を切断する。

処理⑧では、マニピュレータ先端をベース座標系の(-340 mm, 0 mm, 470 mm)に移動し、果実を落下させる。果実はマニピュレータ先端の前方ほぼ 200 mm に固定されていることから、実際の

落下位置は(-540 mm, 0 mm, 470 mm)周辺となる。そして、マニピュレータを初期位置に戻し、採果動作を終了する。

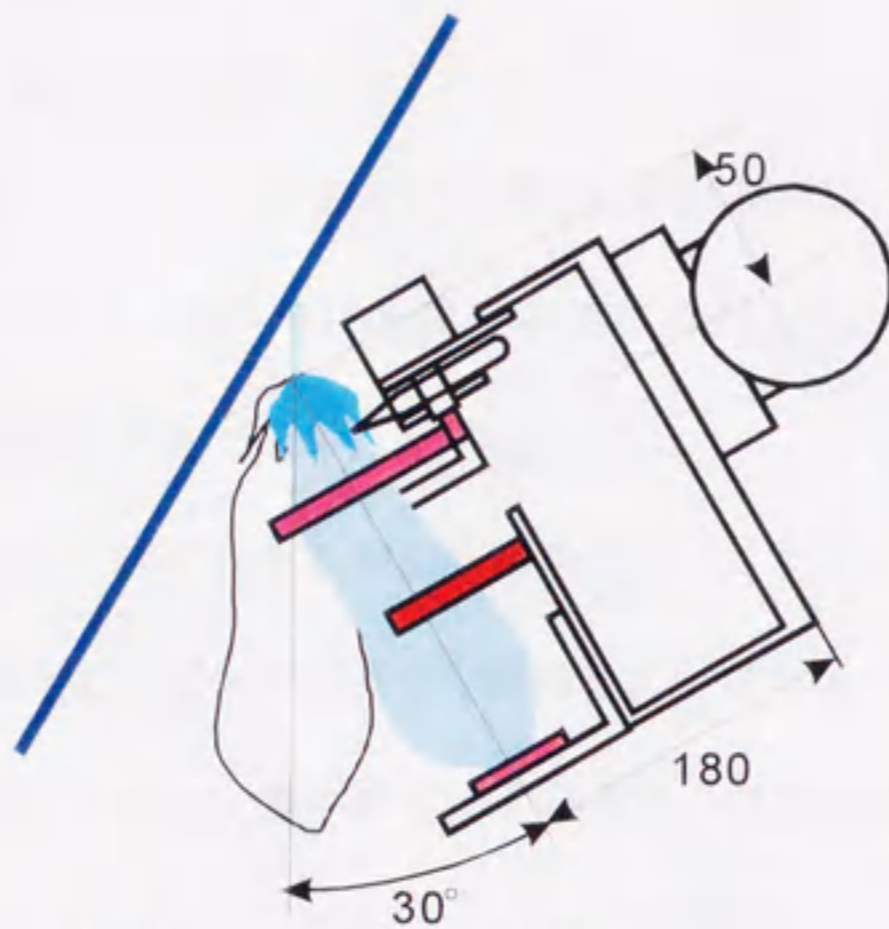


Fig. 3-26 Motion of the lift-up 30° posture  
 図 3-26 持ち上げ 30°姿勢の動作

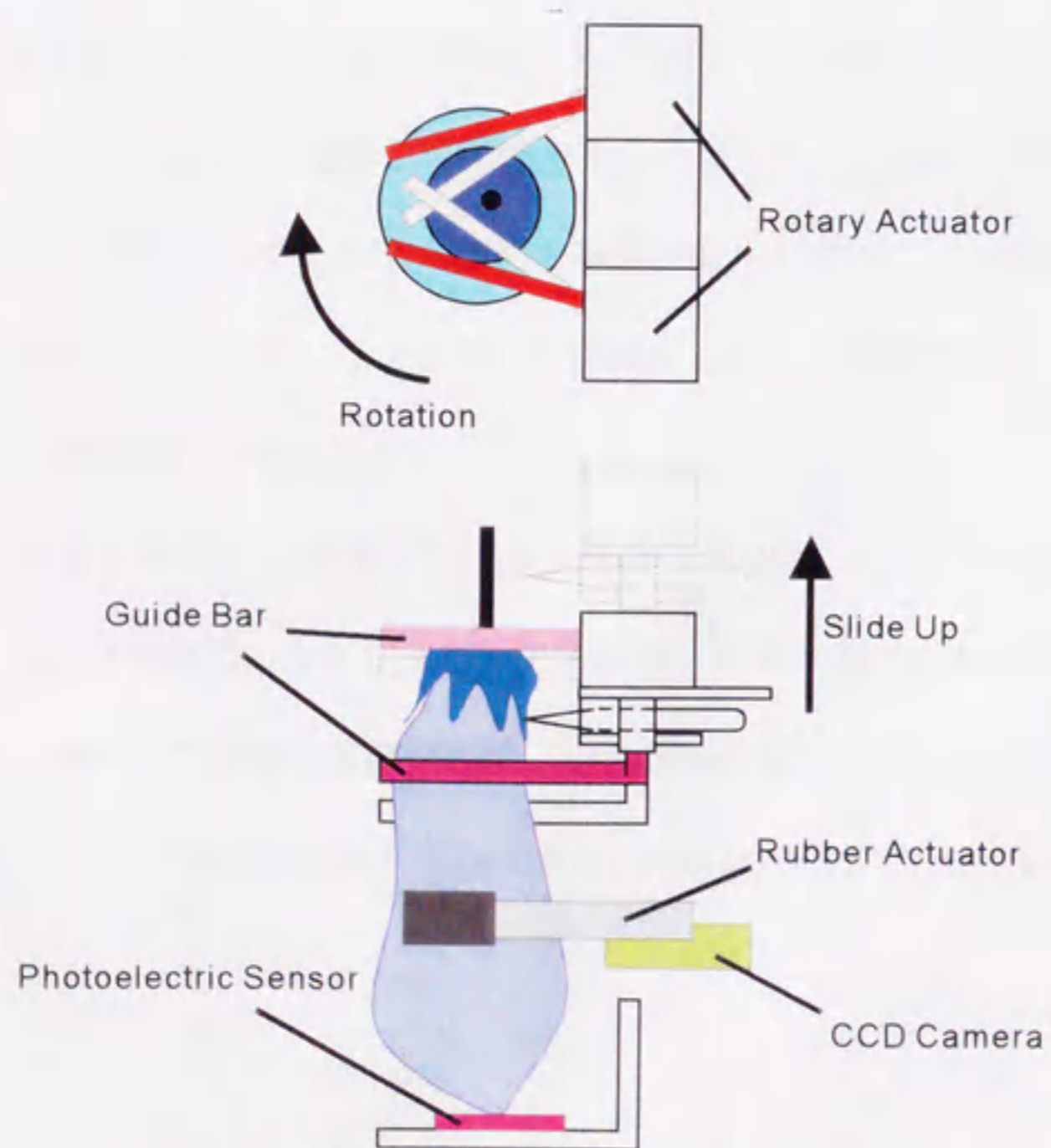


Fig. 3-27 Motion of the judgment for fruit maturity  
 図 3-27 収穫適否の判定動作

### (3) エンドエフェクタの評価実験

試作したエンドエフェクタの性能を評価するため、ゴムアクチュエータによる把持実験と採果ハサミによる果柄の切断実験を行った。

まず把持実験については、エンドエフェクタを水平にして、2本のゴムアクチュエータでナス果実「千両2号」を把持し、このときの把持状態を、把持不可能、不安定把持および安定把持の3通りで評価した。ゴムアクチュエータの空気圧を0.25~0.45 MPaの範囲で5段階に変化させた。供試数は、それぞれの空気圧段階で6果、計30果とした。

次に切断実験については、試作した果柄切断機構を用いてナス「千両2号」の果柄を切断し、その切断状態を、切断成功と不成功の2通りで評価した。空気圧シリンダの駆動空圧は0.20~0.40 MPaの範囲で5段階に変化させた。供試数は、それぞれの空気圧段階で10果、計50果とした。

### 3) 結果および考察

#### (1) ゴムアクチュエータによる把持性能

ゴムアクチュエータにより果実を把持したときの結果を図3-28に示す。観察から駆動空気圧力が0.25 MPaでは果実を把持できず、0.30 MPaと0.35 MPaでは果実の把持が不安定であった。0.40 MPa以上の圧力になると果実を安定して把持することができた。また、実験を行った圧力範囲内では、果皮に損傷は観察されず、果実内部にも損傷が発生しないことを確認した。したがって、試作したナス収穫用エンドエフェクタを用いて果実を安定して把持するためには、0.40 MPa程度の圧縮空気圧が必要であると考えた。

ゴムアクチュエータを0.40 MPaで駆動したときの保持力 $F_{rub}$ は、式(3.17)から1.90 Nで、一方、0.25 MPaのときは1.19 Nとなる。したがって、果実には、両者の差である0.71 Nがかかっていると考えられる。この値は、理論値と実測値の差、接触面積の違い、および安全率を考慮しても、平板で圧縮したとき果実内部に損傷が発生する圧縮力4 Nに比べ十分に小さかった。

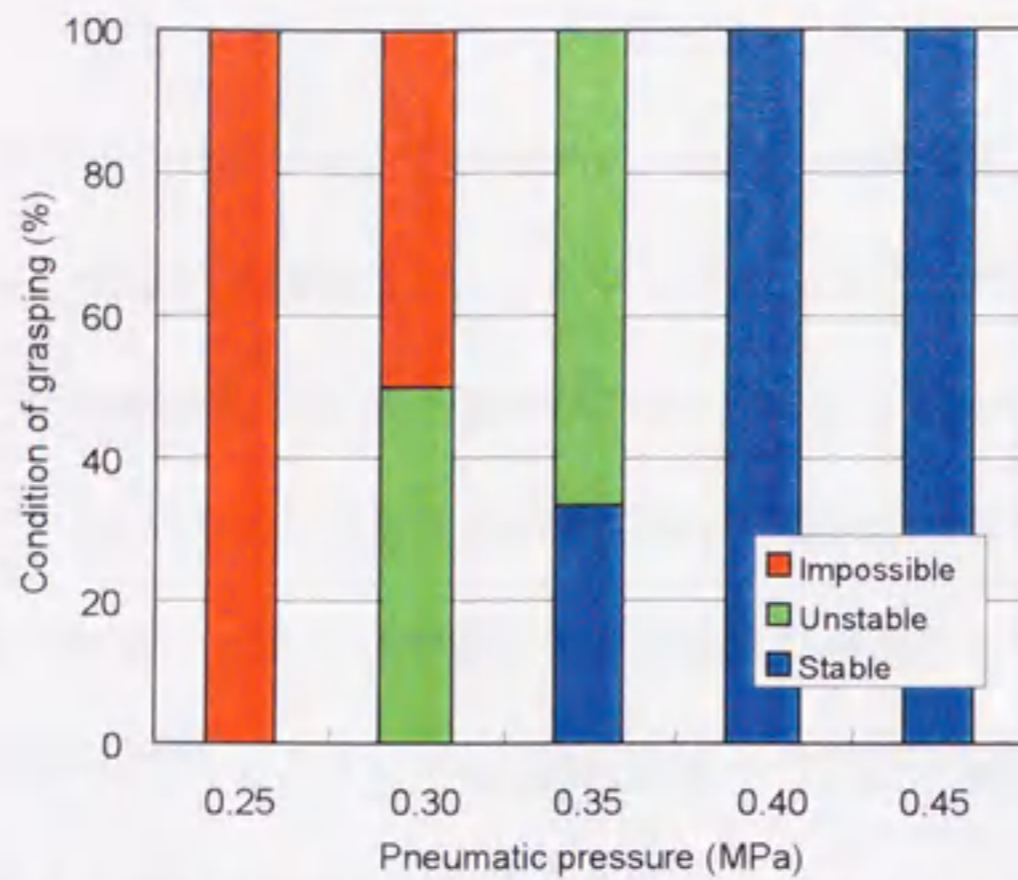


Fig. 3-28 Grasping condition of the fruit by the end-effector  
 図 3-28 エンドエフェクタによる果実の把持状態

## (2) 果柄の切断性能

果柄切断実験における空気圧シリンダの駆動空気圧力と果柄の切断成功率との関係を図 3-29 に示す。設計では、82 N の果柄切断力を得るため、空気圧シリンダへの供給圧力を 0.40 MPa とし、内径 16 mm の空気圧シリンダを選定したが、本切断試験では、空気圧 0.35 MPa においても 100 % の切断成功率が得られた。これは、安全係数を大きく設計したためであると推定された。したがって、エンドエフェクタへの供給圧力は、果実の把持機構を駆動する空気圧を考慮すると、0.40 MPa 程度が望ましいと考えられた。

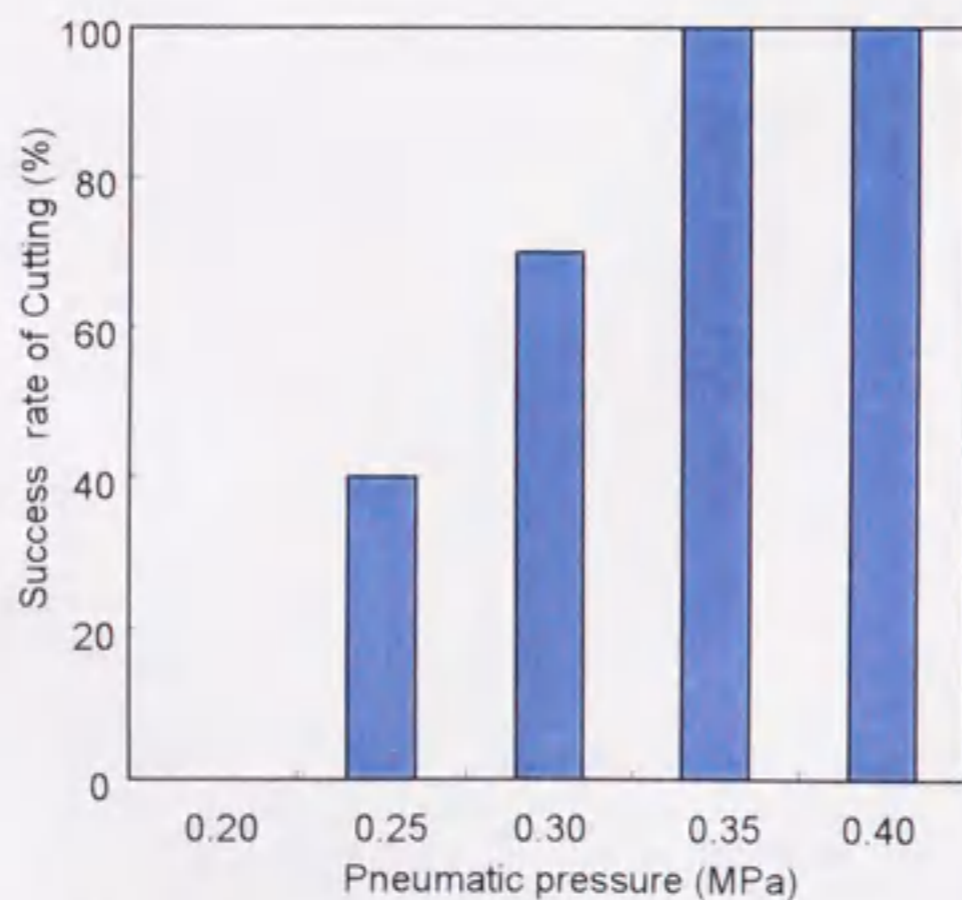


Fig. 3-29 Results of the peduncle cutting by the harvesting scissors  
 図 3-29 採果ハサミによる果柄の切断結果



#### 4) 摘要

果実を自動的に把持し果柄を切断することを目的に、果実の把持機構、収穫適否の判定機構、および果柄の切断機構からなるナス収穫用エンドエフェクタを試作した。そして、果実の把持性能と果柄の切断性能について評価した結果、以下のことが明らかとなった。

- (1) 果実把持機構の 2 本のゴムアクチュエータを 0.40 MPa の空気圧で駆動させることにより、果実を落下させることなく把持することができ、果実には損傷が発生しない。
- (2) 果柄の切断機構を構成する空気圧シリンダを 0.40 MPa の空気圧で駆動し、採果ハサミを開閉することにより、成功率 100% で果柄を切断できる。

## 第4章 ナスのロボット収穫システムの開発

本章は、第3章で構築した画像処理アルゴリズム、マニピュレータの接近制御、およびナス収穫用エンドエフェクタの基本要素を機能的に統合することにより、ロボット収穫システムを開発するために行った研究である。第1節では、ロボット収穫システムの構成について述べるとともに、果実の認識、果実への接近、および採果の動作を遂行するナス収穫制御プログラムについて詳述した。第2節では、ロボット収穫システムを用いて収穫基礎実験を行い、基本性能について評価した。

### 第1節 システム要素の統合

#### 1) 緒言

ナスをロボット収穫するための基本要素として、果実を認識する画像処理アルゴリズム、ビジュアルフィードバックによるマニピュレータの接近制御、およびナス収穫用エンドエフェクタの基本要素の構築と試作を進めた。最終的にナス果実を自動収穫するためには、これらの基本要素の開発だけではなく、各要素を機能的に組み合わせるための情報伝達を行い、トータルシステムとしての設計を行わなければならない(25)。

このためには、画像処理プログラム、マニピュレータの制御プログラム、および収穫用エンドエフェクタの制御プログラムを統合することにより、果実の認識、果実への接近、および採果の各動作を組み合わせ一連の動作を行う必要がある。画像処理による認識とマニピュレータによる接近の統合については、第3章第2節で詳述したようにビジュアルフィードバックにより実現した。次に、この接近動作から採果動作に自動で移ることが課題となる。つまり、エンドエフェクタが果実に接近したか否かを検出しなければならない。ここでは、この検出にエンドエフェクタに取り付けた小型 CCD カラーカメラの利用を試みる。

本節では、画像処理アルゴリズム、マニピュレータの接近制御、およびナス収穫用エンドエフェクタを機能的に統合することによりナスのロボット収穫システムの開発を行った。また、マニピュレータの接近制御と組み合わせることで収穫適否の判定を行うことにより、動作の統合を確認する

とともに、収穫適否の判定機構の性能について評価した。

## 2) 材料および方法

### (1) ロボット収穫システム

ロボット収穫システムは、画像処理部、マニピュレータ部、エンドエフェクタ部および制御部から構成される。システム全体の模式図を図 4-1 に、そのブロック図を図 4-2 に示す。また、各部の仕様を表 4-1 に示す。ロボット収穫システムは、図 4-3 に示すように運搬台車（四国製作所，X650LD/S）に設置された。そして、コンピュータ 1 を中心に集中制御され、果実の認識、果実への接近、および採果動作を行う。

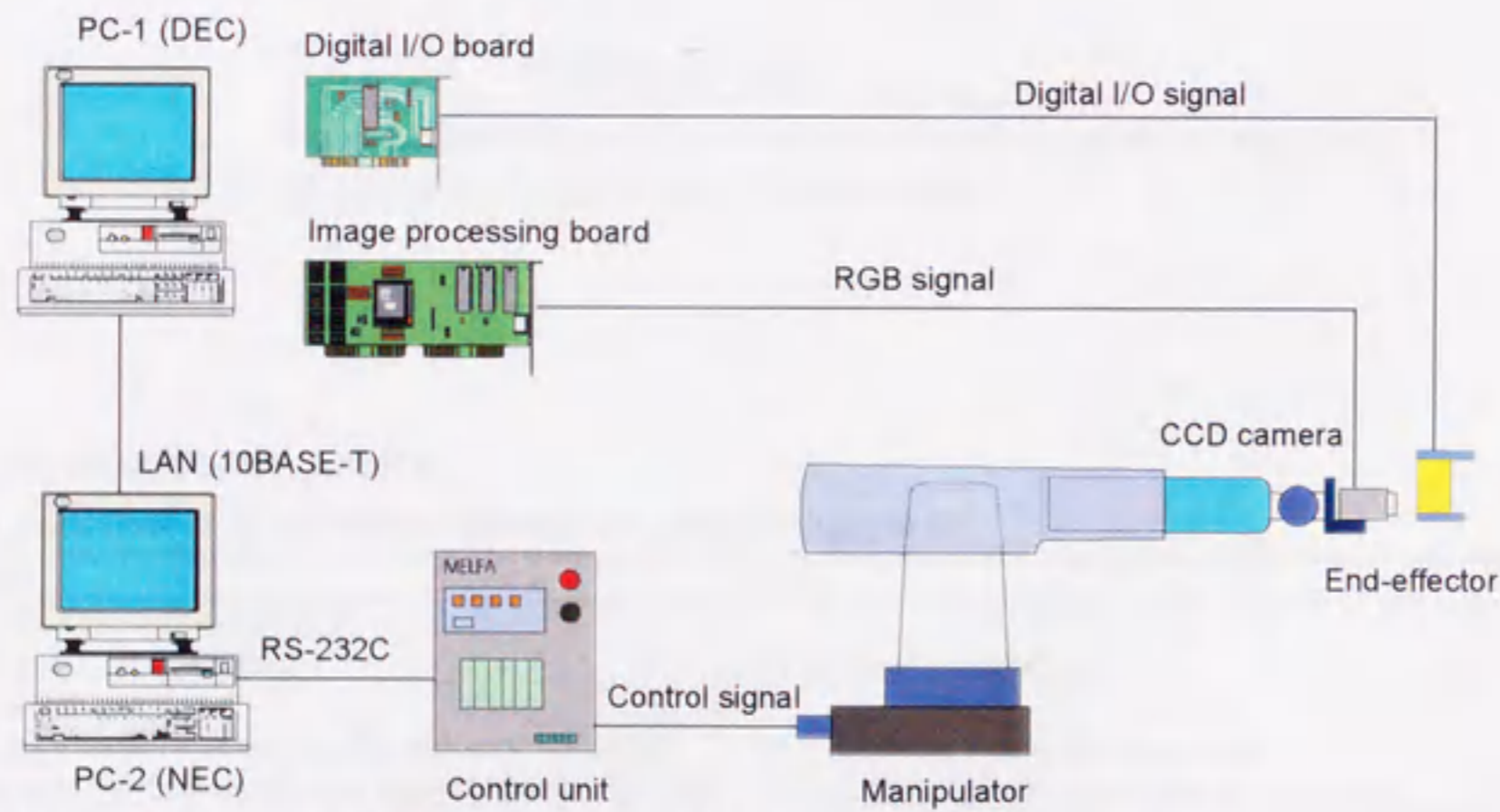


Fig. 4-1 Schematic diagram of the robotic harvesting system for eggplants

図 4-1 ナスのロボット収穫システムの模式図

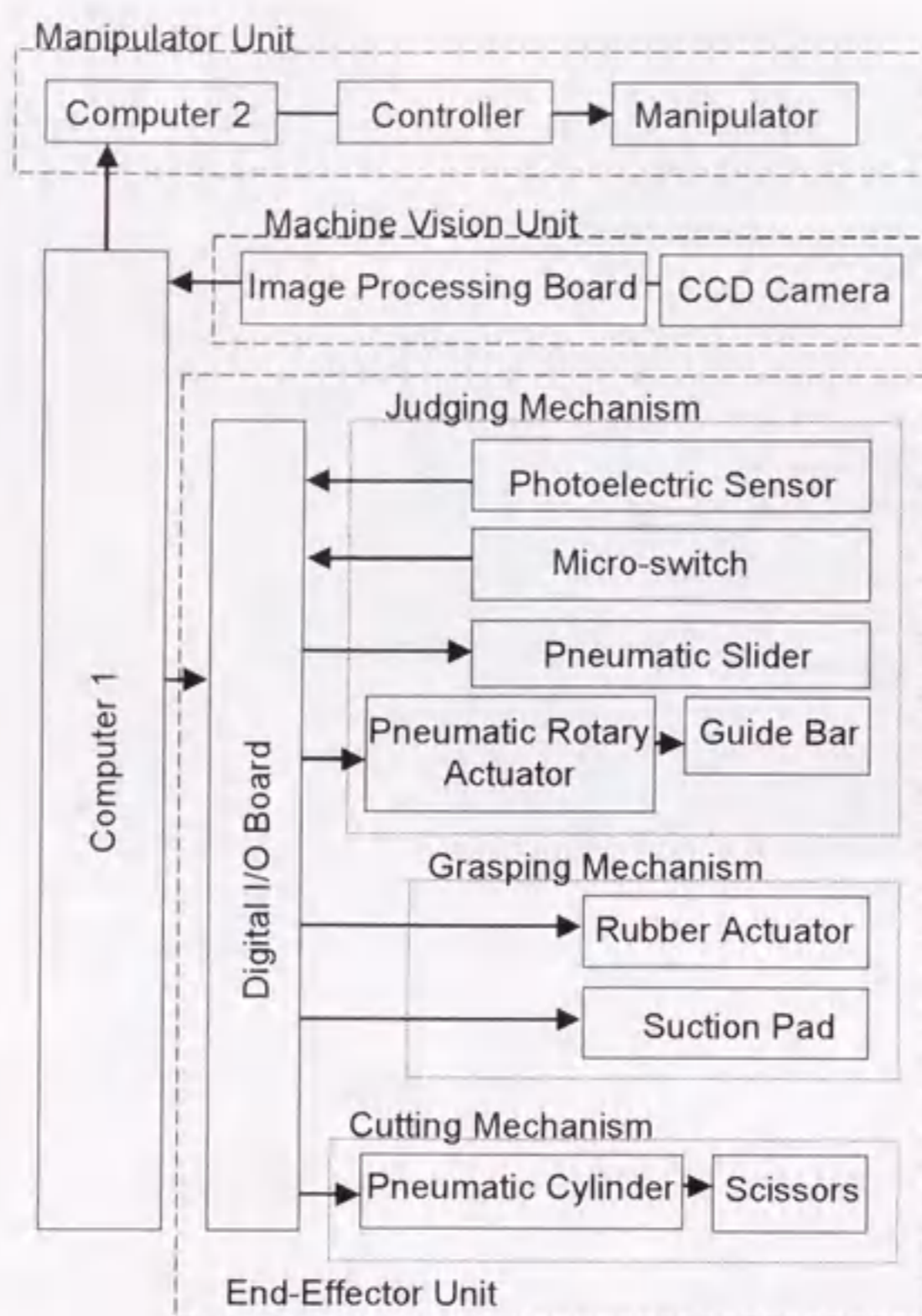


Fig. 4-2 Block diagram of the robotic harvesting system for eggplants

図 4-2 ロボット収穫システムのブロック図

表 4-1 ロボット収穫システムの仕様

Table 4-1 Specification of the robotic harvesting system for eggplants

Parts item	Data
<b>Control unit</b>	
Computer-1(DEC, Lpx560)	CPU: Pentium 60MHz
<b>Machine vision unit</b>	
CCD color camera(Tokyo Electric Industry, CS6100)	$\phi 12 \times 25.4\text{mm}$ , Focus distance: 4mm
Image processing board(Sharp Semiconductor, GPB-1)	NTSC input, 512 $\times$ 512pixels $\times$ 8bits, 12planes
<b>Manipulator unit</b>	
Computer-2(NEC, PC98GS)	CPU: 386SX 20MHz
Manipulator(Mitsubishi electric, RV-P2)	Articulated type, 5 DOF, Max velocity:2400mm/s
Controller(Mitsubishi electric)	For RV-P2
<b>End-effector unit</b>	
Digital I/O board (Contec, PIO-32/32L(PC))	Input32, Output32, Power source: DC12-24V
Rubber actuator (CKD, XCA)	$\phi 12 \times 80\text{mm}$
Suction pad (SMC, ZPR13B)	Diameter: $\phi 13\text{mm}$
Photoelectric sensor (OMRON, E32-T16P)	Transmission type, Projective width: 11mm
Pneumatic slider (SMC, MXS12-40)	$\phi 12 \times 40\text{mm}$ (Diameter $\times$ Stroke)
Pneumatic rotary actuator (Koganei, RAN1-90-2)	Effective torque: 11.8Ncm
Guide bar	Diameter: $\phi 6\text{mm}$ , Material:Aluminum
Micro-switch (Matsushita, ABJ263441)	14 $\times$ 14 $\times$ 5mm, Hinge lever type
Pneumatic cylinder (Koganei, PAD-16 $\times$ 75)	$\phi 16 \times 75\text{mm}$ (Diameter $\times$ Stroke)
Harvesting scissors (Noguchi, Double type scissors)	Improvement of the handle



Fig. 4-3 General view of the robotic harvesting system for eggplants

図 4-3 ナスのロボット収穫システムの全体

## (2) ロボット収穫システムによるナスの収穫基本動作

基本要素の構築で作成した画像処理プログラム、マニピュレータ制御プログラムおよびエンドエフェクタ制御プログラムを関数としてモジュール化し、これらを統合して一連の収穫基本動作を遂行するナス収穫制御プログラムを開発した。したがって、ナス収穫制御プログラムは、中心となるメイン関数と3つの関数（画像処理モジュール、マニピュレータ制御モジュール、収穫用エンドエフェクタ制御モジュール）から構成された。そして、関数の引数と外部変数により、各モジュール間で画像処理データとマニピュレータの軌道データを伝達した。C言語を用いてプログラムを記述し、コンピュータ1のハードディスクに保存し実行した。

ロボット収穫システムによるナスの収穫基本動作のフローチャートを図4-4に示す。なお、図中の各処理を番号①～⑰で示す。処理①～⑦は、第3章第2節で詳述したビジュアルフィードバックによるマニピュレータ制御に相当し、マニピュレータ先端を果実に接近させる。なお、処理②または処理③において、果実2値画像を検出できなかつたり、果実2値画像が縦長でない場合には、マニピュレータに対し下方50 mm、腰旋回軸-5°の移動命令を行い、カメラの角度を変えて認識を試みる。それでも、果実2値画像が得られない場合には、腰旋回軸を+10°回転させ、再度認識を試みる。すなわち、最初に果実を見失った位置を基準に、50 mm 下方で、左右に5°腰

旋回を行った 2 点の位置から認識を試みる。

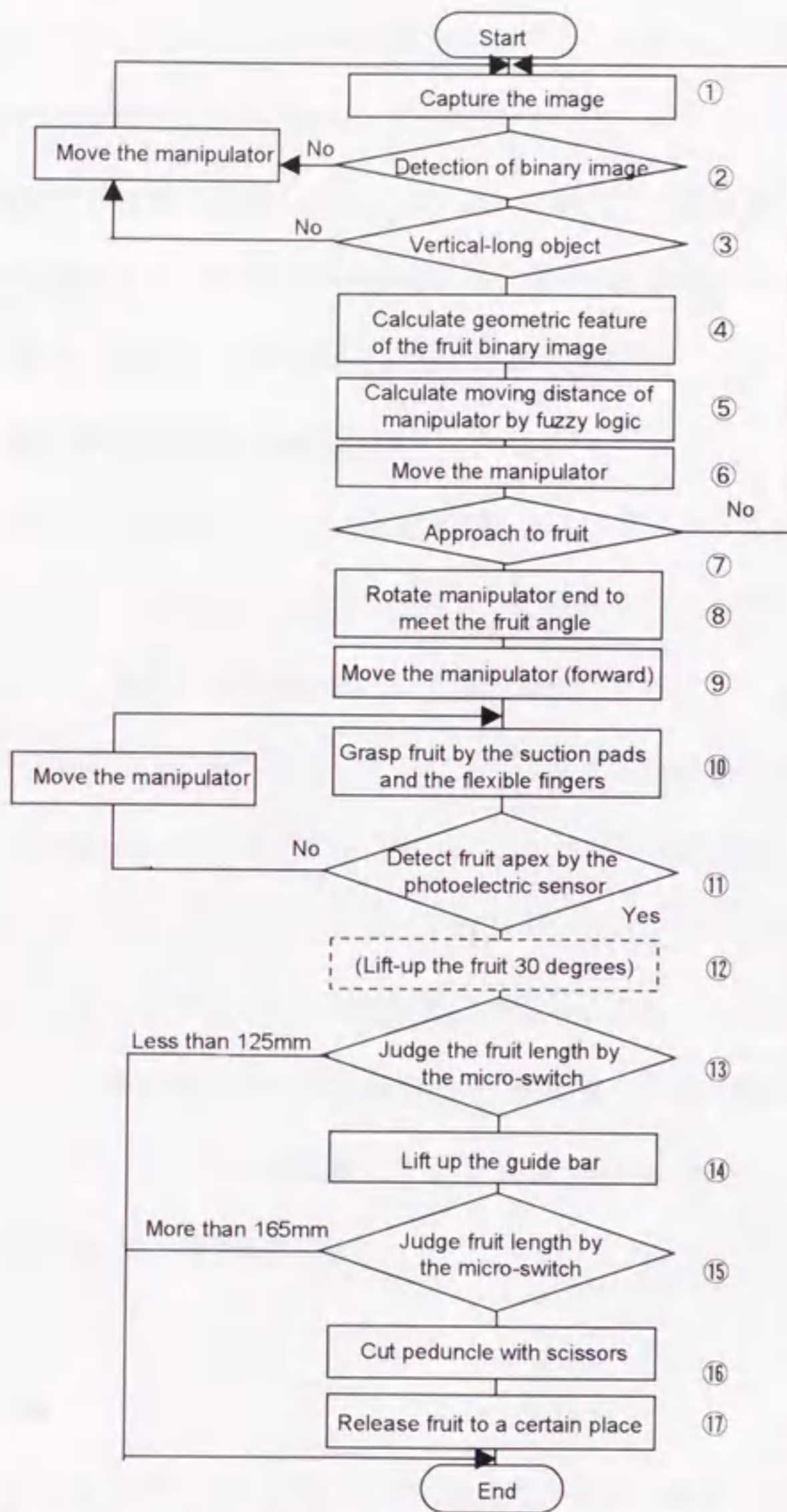


Fig. 4-4 Flowchart of basic harvesting movement for eggplants

図 4-4 ナスの収穫基本動作のフローチャート

処理⑦では、小型 CCD カラーカメラを視覚センサとしてエンドエフェクタが果実に接近したか否かを判定する。すなわち、カメラが果実に接近するにつれ、画像処理アルゴリズムにより認識される果実 2 値画像の面積は徐々に大きくなるため、この面積が画面全体の 70 % (172,032

画素)以上となったときに、エンドエフェクタによる採果動作に移ることとした。そして、処理⑧では、接近途中で推定した果実角度に合わせてマニピュレータの手首をひねる。処理⑨では、再度ビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルによりマニピュレータ先端を前進移動と水平移動させ、果実を把持機構内に進入させる。

処理⑩～⑰は、第2章第3節で詳述したエンドエフェクタによる採果動作に相当する。収穫適否を判定するときの姿勢として、持ち上げ0°姿勢と持ち上げ30°姿勢の2通りのマニピュレータ姿勢をとることができる。持ち上げ30°姿勢の動作を処理⑱で示す。

### (3) 接近制御と組み合わせた収穫適否の判定実験

マニピュレータ先端の接近制御において、小型 CCD カラーカメラと果実の接触位置は垂直方向にばらつくが、採果動作では最初に果頂の検出を行うことから、このばらつきの影響はないものと考えられる。そこで、開発した収穫制御プログラムを実行することにより、マニピュレータの接近制御と組み合わせて収穫適否の判定を行った。収穫適否の判定基準を、収穫適期前(果実長:125 mm 未満)、収穫適期(果実長:125~165 mm)、および収穫適期後(果実長:165 mm 以上)の3水準に設定した。ポット栽培したナス「千両2号」をカメラの初期位置の前方300 mmに設置し、マニピュレータを接近させたのち採果動作に移り、着果している果実をどの水準に分類するかを調べた。また、持ち上げ0°姿勢と持ち上げ30°姿勢での判定性能について比較した。供試数は、持ち上げ0°姿勢における判定実験で各水準20果、計60果とし、持ち上げ30°姿勢における判定実験で各水準20果、計60果とした。

### 3) 結果および考察

#### (1) 収穫適否の判定性能

収穫適否を判定するときの持ち上げ0°姿勢と持ち上げ30°姿勢を図4-5に示す。また、マニピュレータの制御と組み合わせた収穫適否の判定結果を表4-2に示す。果実長を実際的水準に分類できた果実数は各水準において20果中13~15果で、判定成功率は65~75%であった。実際の果実長より短く分類した原因として、果実の曲がりにより果頂を実際より上方に検出したこと、果実の首部が細いため果実基部を実際より下方に検出したことが考えられる。一方、ナスの果柄の向きには方向性があり、果柄の向きがエンドエフェクタの反対側となった場合には、案内爪が果

実基部に到達しても果柄検出信号が ON にならず、実際の果実長より長く判定することがあった。また、吸引パッドで果実を十分固定できず案内爪の上昇とともに果実を引き上げた場合にも、果実長を長く判定した。

収穫適否の判定精度について、持ち上げ 0°姿勢と持ち上げ 30°姿勢による差は認められなかった。しかしながら、案内爪を閉じる際に近傍の葉を巻き込む現象が観察され、持ち上げ 0°姿勢で 11 果、持ち上げ 30°姿勢で 3 果であった。これらの果実の中には、案内爪の上昇に伴い、葉との摩擦で果皮に擦り傷が発生する場合があった。このことから、果実を 30°程度持ち上げることは、果実と葉を引き離すために有効であると判断した。

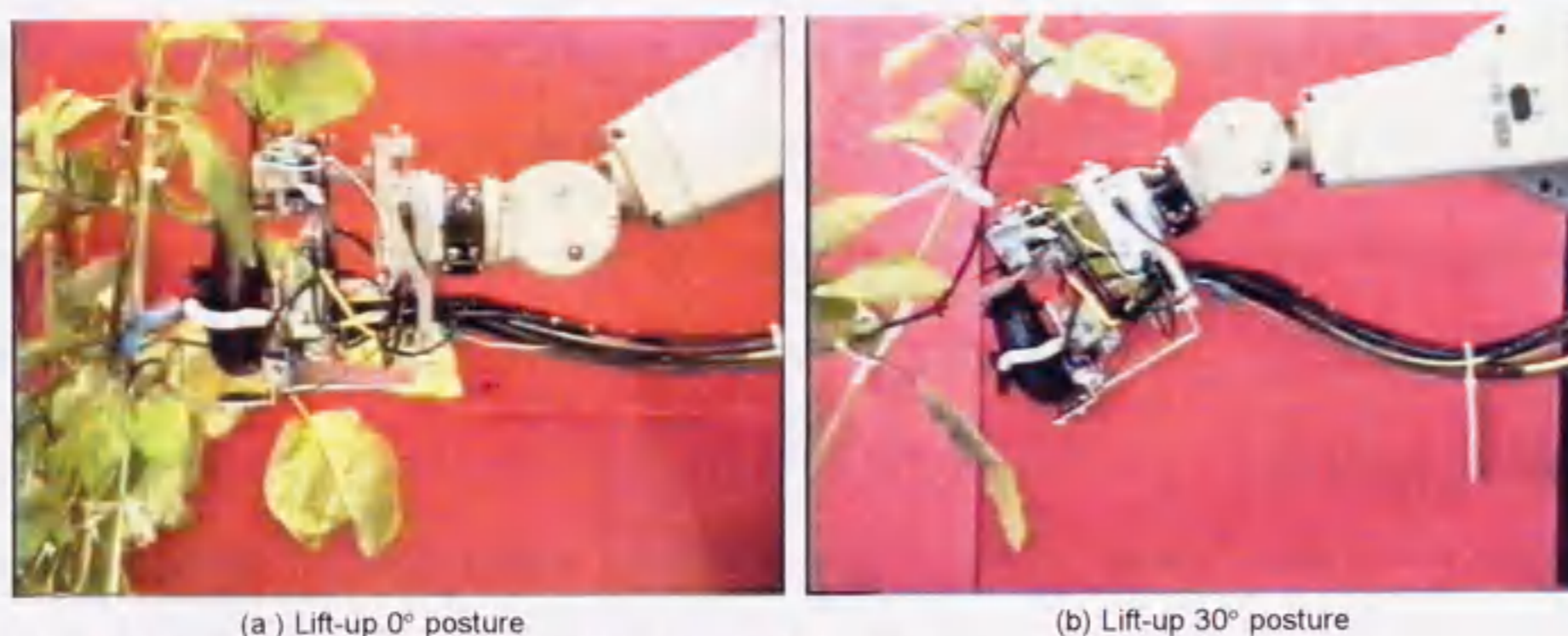


Fig. 4-5 Postures of the end-effector for maturity judgement  
図 4-5 収穫適否を判定するときのエンドエフェクタの姿勢

表 4-2 収穫適否の判定機構による果実長の分類

Table 4-2 Classification of fruit length by the maturity judgement mechanism for maturity

Actual fruit length (mm)	Lift-up 0° posture				Lift-up 30° posture			
	~125	125~165	165~	LC*	~125	125~165	165~	LC*
~125	13	5	2	6	15	3	2	3
125~165	3	14	3	3	5	13	2	0
165~	0	6	14	2	0	6	14	0

Unit: Number of fruits

LC\*: Number of samples that the guide bar caught leaves

## (2) マニピュレータの接近動作とエンドエフェクタの採果動作

ナス収穫制御プログラムにより、小型 CCD カラーカメラからの画像を解析した画像処理データ、つまり果実 2 値画像の面積を指標に、果実への接近動作から採果動作に移ることができた。このとき、ロボット収穫システムは、エンドエフェクタが果実をやや前方に押した状態で、採果



動作に移ることがあった。これは、図 4-4 に示す処理⑦において、視覚センサのみで接近の判断を行ったことが原因であった。つまり、果実 2 値画像の面積が画面の 95 %で十分果実に接近しているときでも、再度前進制御を行ったために果実を前方に押す結果となった。しかし、このような状態でも、図 4-4 に示す処理⑧において、果実角度に合わせてマニピュレータの手首のひねり動作を行ったこと、ゴムアクチュエータにより把持できる対象物の大きさの許容範囲が広いことから、果実をエンドエフェクタ内に効果的に進入させ、把持することができた。

#### 4) 摘要

ナスのロボット収穫の基本要素を機能的に組み合わせることにより、収穫基本動作を遂行するロボット収穫システムを開発し、以下のことが明らかになった。

- (1)採果動作の直前に、果実角度に合わせてマニピュレータの手首のひねり動作を行うことにより、果実をエンドエフェクタの把持機構内に効果的に進入させることができる。
- (2)小型 CCD カラーカメラを視覚センサとして用いることにより、果実 2 値画像の面積からエンドエフェクタが果実に接近したか否かを判定することができる。
- (3)収穫適否の判定機構により、着果している果実を成功率 65~75 %で、収穫適期前、収穫適期および収穫適期後の 3 段階に分類することができる。このとき、果実を 30°程度持ち上げることは、近傍の葉と果実を引き離すのに有効である。

## 第 2 節 収穫基礎実験

### 1) 緒言

ナス収穫制御プログラムにより果実の収穫基本動作を遂行できることを確認した。また、収穫用エンドエフェクタの各機構である、果実の把持機構、収穫適否の判定機構、および果柄の切断機構の基本性能について示した。さらに、ロボット収穫システムを中心とする新しい生物生産システムを構築するためには、システム全体としての収穫性能を明らかにすることが重要である。すなわち、本研究の到達レベルにより、作業能率の向上、並びに作業体系の改良を含めた生産システム全体としての発展方向を明確にすることができるのみならず、省力化を目的とする栽培や育種の研究に対しても、貴重な情報を提供するものと考えられる。

そのため本節では、ナスのロボット収穫システムを用いて収穫基礎実験を行い、収穫成功率、果柄の切断位置、および収穫処理速度の3点より収穫性能を評価した。

## 2)材料および方法

### (1)ロボット収穫システムによる収穫基礎実験

ナスのロボット収穫システムを評価するための収穫基礎実験を行った。実験では、ポット栽培した収穫適期のナス‘千両2号’（果実長：125~165 mm）をカメラの初期位置の前方300 mmに設置し、ナス収穫制御プログラムを実行した。収穫適否の判定におけるマニピュレータ姿勢は、持ち上げ0°姿勢と持ち上げ30°姿勢の2通り行い、供試数はそれぞれの姿勢で40果、計80果とした。

まず、ロボット収穫システムによる果実の収穫状態を、収穫成功、深切り、収穫適否の判定失敗、接近失敗、および果頂検出失敗の5段階で評価した。

次に、収穫成功と深切りの果実に対して、果柄の切断位置を調査した。果柄の切断位置は、果実基部からの長さで表しノギスを用いて測定した。なお、果実基部を0 mmとし果柄側を正とした。

さらに、収穫成功の果実に対して収穫動作時間を調査した。一連の収穫基本動作を、果実への接近、果頂の検出、果実基部検出と果柄切断、および定位置への運搬の4項目に分け、各項目の処理時間を測定した。ただし、持ち上げ30°姿勢の動作は、果実基部検出と果柄切断動作に含めて測定した。また、本実験におけるマニピュレータの移動速度を合成最大速度(2,400mm/s)の60%に設定した。さらに、採果した果実を定位置に運搬する動作時間は、マニピュレータから指定する位置までの距離によって異なると考えられ、本実験では、採果した果実をベース座標系の(-540mm, 0mm, 470mm)周辺に落下させることとした。

## 3)結果および考察

### (1)収穫性能

ロボット収穫システムによるナス果実の収穫基礎実験の結果を表4-3に示す。収穫に成功した果実は、持ち上げ0°姿勢で20果、持ち上げ30°姿勢で21果であり、約50%の収穫成功率が得られた。持ち上げ0°制御と持ち上げ30°制御による収穫率の差は認められなかった。

失敗した例としては、果実長を 125 mm 以上と判定したにもかかわらず、果柄検出信号が実際の果実基部の位置より下で ON となったため果実を深切りする場合があった。深切りは、持ち上げ 0°姿勢で 4 果、持ち上げ 30°姿勢で 8 果であった。これらの果実は、他の果実に比べ首部が細かった。また、収穫適否の判定に失敗する場合があった。これは、持ち上げ 0°姿勢で 13 果、持ち上げ 30°姿勢で 8 果であった。深切りや収穫適否の判定失敗の主な原因は、案内爪による果実基部の検出精度が低いと考えられ、この検出に光電センサなどを利用した光学的手法を用いることにより、収穫率は向上するものと考えられた。

これら以外に、接近の失敗、つまり接近途中で果実を見失いカメラの角度を変えても果実を認識できない場合があった。また、採果動作中に果頂を検出できない場合があった。これは、エンドエフェクタの一部、主に空気圧シリンダが茎葉と接触したため、マニピュレータの上下移動に伴い果実が動いたことが原因であった。

表 4-3 収穫実験結果

Table 4-3 Results of the basic harvesting experiment

	Lift-up 0° posture	Lift-up 30° posture
Success of harvesting	20	21
Deep cutting	4	8
Judgment error	13	8
(Under-estimation)	(8)	(4)
(Over-estimation)	(5)	(4)
Failure of approach	1	2
Failure of detection of fruit apex	2	1
Total	40	40

Unit: Number of fruits

## (2) 果柄の切断位置

収穫に成功した果実における果柄の切断位置は、表 4-4 に示すように、持ち上げ 0°姿勢で  $13.7 \pm 5.5$  mm、持ち上げ 30°姿勢で  $9.7 \pm 6.8$  mm であった。果実基部から果柄側 15 mm の位置を切断するようにエンドエフェクタを設計したが、収穫基礎実験では、これよりやや下で切断したとともに、切断位置はばらついた。

深切りした果実における果柄の切断位置は、表 4-5 に示すように、持ち上げ 0°姿勢で  $-12.0 \pm 4.2$  mm、持ち上げ 30°姿勢で  $-9.1 \pm 3.6$  mm であった。これは、実際の果実基部の位置より下で果柄検出信号が ON となったことが原因である。したがって、切断位置をさらに 15 mm 程度果柄側に

変更することにより、深切りを避けるとともに、切断位置のばらつきに対応できると考えられる。

表 4-4 収穫成功果における果柄切断位置

Table 4-4 Peduncle cutting position on the fruits harvested successfully

	Lift-up 0° posture(20)*	Lift-up 30° posture(21)*
Cutting position (mm)	13.7±5.5	9.7±6.8

()\*: Number of samples

表 4-5 深切り果における果柄切断位置

Table 4-5 Peduncle cutting position on the fruits cut deeply

	Lift-up 0° posture (4)*	Lift-up 30° posture(8)*
Cutting position (mm)	-12.0±4.2	-9.1±3.6

()\*: Number of samples

### (3) 収穫基本動作の処理速度

収穫に成功した果実における各動作の処理時間を表 4-6 に示す。ロボット収穫システムにより果実 1 果を収穫する時間は、約 1 min であった。各動作の内訳を見ると、接近動作と果頂検出が全体の時間の 70 %以上を占めた。一方、果実基部検出と果柄切断を合わせた採果動作については、7.0~9.3 s で実行できたことから、実用化が十分可能な範囲と考えられた。なお、持ち上げ 30° 姿勢への動作時間は、2 通りの制御姿勢における果実基部検出と果柄切断の時間差であることから、2.3 s であったと推測された。

表 4-6 各動作の処理時間

Table 4-6 Processing time of the each action

	Lift-up 0° posture(20)*	Lift-up 30° posture(21)*
Approach	23.6 ± 11.1	22.0 ± 3.4
Fruit apex detection	18.2 ± 9.6	21.5 ± 15.6
Fruit base detection and Peduncle cutting	7.0 ± 1.6	9.3 ± 3.3
Release to a certain place	8.6 ± 0.5	8.9 ± 1.3
Total	57.4 ± 22.8	61.7 ± 23.6

Unit: s

()\*: Number of samples

### (4) ナスのロボット収穫システムの動作と今後の発展

ロボット収穫システムによるナス果実の収穫動作を図 4-6 に示す。果実への接近動作において、マニピュレータ先端を垂直、水平および前進方向に制御したことから、腰旋回、肩回転および肘回転の 3 軸を稼動した。また採果の直前に、エンドエフェクタの向きを果実角度に合わせるため

にマニピュレータの手首のひねり軸を稼動した。そして持ち上げ 30°姿勢をとるため、手首の曲げ軸を稼動した。したがって、収穫基本動作を遂行するために、マニピュレータの 5 軸全てを稼動させる必要があった。

ロボット収穫システムの発展方向を考えると、画像処理、マニピュレータ制御およびエンドエフェクタ制御での相互の情報伝達に加え、移動装置との情報伝達が必要となる。これには、無人防除システムで実用化が進められている自走方式、またはレール移動方式や懸架方式を適用できる。さらには、生産者との協調技術(37, 39)の導入やロボット収穫システムの小型軽量化を図るとともに、栽培様式の改良(17)や自動収穫に適した品種の育成など作物分野からのアプローチを考慮しながら、生物生産システムの中に位置づけることが重要である。



Fig. 4-6 Eggplant harvesting scene using the robotic harvesting system  
図 4-6 ロボット収穫システムによるナスの収穫風景

#### 4) 摘要

ロボット収穫システムを用いて着果している果実の収穫を行い、果実の収穫性能、果柄の切断位置、および収穫処理速度により収穫性能を評価した結果、以下のことが明らかになった。

(1)本システムを用いて、マニピュレータの持つ5つの関節（腰旋回、肩旋回、肘旋回、手首曲げ、手首ひねり）を全て動作させることにより果実の認識、果実への接近、および採果の収穫基本動作を自動で遂行することができる。

- (2)果実の収穫成功率は約 50%である。失敗例として、果実の深切り、収穫適否の判定の失敗、果実への接近の失敗、および果頂検出の失敗がある。
- (3)果柄の切断位置を果実基部より 15 mm 結果枝側に設定したが、この設定位置より果実基部に近い位置で果柄を切断する。
- (4)ロボット収穫システムによりナス果実 1 果を収穫する時間は約 1 min である。果実基部の検出と果柄の切断を合わせた採果動作を 7.0~9.3 s で行うことができる。また、果実を近傍の茎葉から引き離すための動作時間は 2.3 s 程度である。

## 第5章 総括

ナスの収穫は、大きさ、形および色の異なる果実が点在している中から、収穫適期の果実のみを摘み取る選択手収穫を基本としている。この収穫作業を自動化するためには、一般の産業用マニピュレータでは十分に対応できず、生産者の持つ高度な知的判断能力を具備する知能ロボットが求められている。本研究では、果実認識、接近および採果の収穫基本動作を遂行するナスのロボット収穫システムの開発を目的とした。以下に、本研究の内容を総括して述べる。

第1章は緒論であり、ナス生産の概要とロボット収穫に関する既往の研究成果を踏まえて、本研究の意義と目的について述べた。

収穫作業は、ナス生産の全労働時間の40%弱を占め機械化・自動化が遅れている。対象とした品種‘千両’と‘千両2号’は、市場においてL級(110g程度)の大きさが好まれていることから、生産者は、果実重110g程度の果実を選択したのち採果ハサミで果柄を切断することにより、収穫を行っている。また、V字型整枝法は、比較的容易に果実を通路側に向けることができるため、収穫作業の自動化に適した方法であると判断した。そして、ナスを対象としたロボット収穫の研究がほとんど行われていないことから、収穫作業に関連するナスの基本的な特性を明らかにする必要性を示した。さらに、生産者が行っている果実の認識、果実への接近、および採果の収穫基本動作を、それぞれ画像処理装置、マニピュレータおよび収穫用エンドエフェクタで置き換える開発アプローチを示した。

第2章では、収穫作業に関連するナスの基本的な特性として、ナスの形態的特徴、物理的特性および色特性について述べた。

着果状態での果実の形態的特徴について調査を行い、果実長と果実最大径は果実重との相関が強いことから、収穫適否を判定する指標になり得ることを示した。また、果実はほぼ鉛直下向きに着果している。果形は、果実基部を基準として果実長のほぼ2/3の位置で果実径が最大となる卵型である。

果実の把持方法と果柄の切断方法を検討するため、果実の物理的特性に関する基礎実験を行った。平板で果実を4N以上の力で圧縮すると、果実内部の隔壁周辺に損傷が発生し、7N以上の

力で圧縮した場合には、損傷とともに 72 時間放置後には変色が発生することを明らかにした。エンドエフェクタに具備する果柄の切断機構には、刃先が長くストレートな採果ハサミを選定した。そして、この採果ハサミを用いて果柄を切断するためには、82 N の果柄切断力が必要であることを明らかにした。

CCD カラーカメラを用いて撮影した RGB 画像における果実の濃度値は、茎葉など他の部位の濃度値に比べて低く、この色特性は、画像処理アルゴリズムを考案するために有用な情報であると判断した。

第 3 章では、第 2 章で得られた基礎データを基に構築した画像処理アルゴリズム、マニピュレータ制御法および収穫用エンドエフェクタについて述べた。

まず、果実を認識するため、2 値化処理と垂直分割処理からなる 2 段階の画像処理アルゴリズムを考案した。2 値化処理により RGB 画像の低濃度値の領域を検出し、垂直分割処理により縦長の対象物を抽出し誤認識した茎葉を除去した。この方法により、屋外と室内で撮影した画像に対して、成功率 80.0-97.5 % で果実の有無を認識することができた。光環境の変化に対応するために、判別分析法を用いてしきい値を自動的に決定することは有効であった。果実の認識処理の時間は約 1 s であり、ビジュアルフィードバックに適用できる範囲であると判断した。また、この画像処理アルゴリズムは、果実長の推定精度に比べて最大果実径を推定する精度が高いことを示した。

次に、5 軸の垂直多関節マニピュレータを制御するビジュアルフィードバック・ファジー制御モデルを構築した。この制御モデルを用いることにより、果実最大径の部位が画面の中央にくるようにマニピュレータ先端を制御し、300 mm 離れた果実に接近させることができた。また、ファジー推論を適用することにより、視覚情報に含まれる予測困難な要因に柔軟に対応し移動量を決定することができた。また、ビジュアルフィードバックの目標領域として、果実最大径の部位が適していることを明らかにした。そして、マニピュレータ先端に小型 CCD カメラを装着することにより、ステレオ画像法での対応付けの問題、視覚座標からマニピュレータ座標への変換の問題を回避できることを検証した。さらに、果実への接近動作中に、画像処理データから果実角度の推定が可能なことを明らかにした。一方、接近実験において、カメラと果実との接触位置が



垂直方向にばらついたことから、エンドエフェクタには、接触位置にかかわらず果実を安定して把持できる機構の必要性が認められた。

さらに、収穫適否の判定機構、果実の把持機構、および果柄の切断機構から構成されるエンドエフェクタを試作した。各機構は空気圧機器により駆動される設計として、果実の把持機構と果柄の切断機構の性能についてエンドエフェクタを評価した。吸引パッドとゴムアクチュエータからなる果実の把持機構を 0.40 MPa 程度の圧縮空気で駆動することにより、果実を落下させることなく安定して把持できることを検証した。このとき果皮または果実内部には損傷が発生しないことを確認した。また、この圧縮空気で採果ハサミと空気圧シリンダからなる果柄の切断機構を駆動することにより、82 N の果柄切断力が得られることを数値計算から導くとともに、成功率 100% で果柄を切断できることを検証した。

第 4 章では、第 3 章で構築した基本要素を機能的に組み合わせたロボット収穫システムについて述べた。

画像処理、マニピュレータ制御およびエンドエフェクタ制御を統合するナス収穫制御プログラムを開発した。このプログラムを用いてロボット収穫システムを動作させることにより、300 mm 離れた果実に対して、果実の認識、果実への接近、および採果の収穫基本動作を自動で遂行できることを立証した。収穫適否の判定機構の性能を評価するため、マニピュレータの接近動作と組み合わせて採果動作を行い、成功率 65~75% で着果している果実を収穫適期前（果実長 125 mm 未満）、収穫適期（125~165 mm）および収穫適期後（165 mm 以上）の 3 段階に選別できることを明らかにした。また、採果動作の直前に、マニピュレータの手首のひねり軸を制御させエンドエフェクタの向きを果実角度に合わせることにより、把持機構内への果実の進入が容易になることを確認した。そして、採果動作中に、手首の曲げ軸を制御させ果実を手前に引き上げた。この制御により、収穫適否の判定機構内に葉を巻き込まずに目的の果実のみを採果できることを確認した。接近動作中に、マニピュレータを、垂直、水平および前進方向に制御するとともに、採果動作時に、手首のひねり軸と曲げ軸の制御を行ったことから、ナスの収穫基本動作を遂行するためには、5 つの関節（腰回旋、肩回転、肘回転、曲げ、ひねり）を全て稼動させる必要があると判断した。

そして、ロボット収穫システムの性能を評価するため収穫基礎実験を行った。収穫成功率は約50%であった。果実1果の収穫時間は約1minで、そのうち果実基部の検出と果柄の切断を合わせた採果動作には7.0~9.3sを要することを明らかにした。果柄の切断位置は設定位置よりやや果実側であったが、切断機構を作動させた場合には、必ず果柄を切断できることを確認した。収穫成功率、果柄の切断性能および採果動作速度の面から、本システムの実用化の見通しを得た。

本研究で提案したナス果実の色特性と形態的特徴に基づく画像処理アルゴリズム、並びに収穫適否の判定と果柄の切断機能を特徴とするエンドエフェクタを機能的に組み合わせたロボット収穫システムにより、果実の品質を低下させることなく収穫適期の果実のみを選択的に自動収穫することができた。これにより、施設内全体の収穫作業を完全自動化するナス収穫ロボットの基盤技術が確立した。

第5章では、本研究で明らかになったことを総括的に述べた。

## 謝 辞

本研究の開始から論文の完成まで、親切なご指導とご教示を賜った岐阜大学農学部石井征亜教授に深甚なる謝意を表します。また、本論文の執筆にあたって有益なご助言を賜った信州大学農学部有馬博教授、静岡大学農学部糠谷明教授、岐阜大学農学部前澤重禮教授、同田中逸夫助教授、同 Onwona-Agyeman Siaw 助教授に深く感謝の意を表します。

本研究の遂行にあたり、適切なお指導とご鞭撻を賜った野菜・茶業試験場施設生産部菅野紹雄部長、同施設生産部機械利用研究室雁野勝宣室長、同企画連絡室業務科坂上修科長に対し、心から謝意を表します。

また、野菜・茶業試験場施設生産部資材利用研究室の濱本浩主任研究官には、ナスに関する園芸学の貴重な知見を頂きました。野菜・茶業試験場施設生産部業務科に所属された初山敏夫技官、石川和成技官、池田久夫技官、澤田宏之技官には、実験機械の製作・改良と実験用のナス栽培に対して絶大なご協力を頂きました。さらに、愛知県西三河農業改良普及センターの加藤国雄専門員には、ナスの栽培技術に関する有益な知見を頂きました。以上、記して謝意を表します。

## 引用文献

- 1)天羽弘一, 高倉直(1989). キュウリ果実の収穫用ロボットハンドの開発. 農業気象 45(2), 93-97.
- 2)有馬誠一, 藤浦建史, 近藤直, 芝野保徳, 山下淳(1995). キュウリ収穫ロボットの研究 (第 3 報) —モノクロTVカメラと走査型距離センサを組み合わせた果実検出—, 農業機械学会誌 57(1), 51-58.
- 3)有馬誠一, 近藤直, 芝野保徳, 藤浦建史, 山下淳, 中村博(1994). キュウリ収穫ロボットの研究 (第 2 報) —キュウリの物理的特性に基づくハンド部の試作と収穫基礎実験—, 農業機械学会誌 56(6), 69-76.
- 4)朝倉利員(1995). 着果状態におけるメロン果重の非破壊, 非接触, 連続測定法. 野菜・茶業試験場施設生産部研究年報 2, 79-80.
- 5)番喜宏・林悟朗・青柳光昭・柳原等(1992). ロックウールプラントによるナスの長期栽培 (第 1 報) —根域温度制御が生育・収量に及ぼす影響—, 愛知農総試研報 24, 123-129.
- 6)Batchelor, M. M. and Searcy, S. W. (1989). Computer Vision Determination of the Stem/Root Joint on Processing Carrots. J. agric. Engng Res. 43, 259-269.
- 7)Center, B. and Verma, B. P. (1997). A Fuzzy Photosynthesis Model for Tomato. Transaction of the ASAE 40(3), 815-821.
- 8)張樹槐, 高橋照夫, 福地博, 寺尾日出男(1996). 果樹園作業の自動化に関する研究 (第 1 報) —パターン認識によるリンゴの検出—, 農業機械学会誌 58(1), 9-16.
- 9)藤島廣二(1996). わが国における野菜流通の国際化とその要因, 農業および園芸 71(10), 1055-1060.
- 10)藤浦建史, 浦元信, 川村登, 並河清(1990). 果樹園用収穫ロボットの研究, 農業機械学会誌 52(2), 35-42.
- 11)Harrell, R. C., Adsit, P. D., Pool, T. A. and Hoffman, R. (1990). The Florida Robotic Grove-Lab. Transactions of the ASAE 33(2), 391-399.
- 12)林茂彦, 坂上修(1997). ロボットによるトマト収穫システムの基本動作一切断補助機構を有す

- る収穫 2 指ハンドの試作と収穫基礎実験一. 野菜・茶業試験場研究報告 12, 133-142.
- 13) 飛川光治(1999). ナスの隔離床養液土耕栽培. 施設園芸 41(7), 48-51.
- 14) 飯田訓久, 古部勝也, 並河清, 梅田幹雄(1996). スイカ収穫グリッパの開発. 農業機械学会誌 58(3), 19-26.
- 15) 飯田訓久, 梅田幹雄, 並河清(1996). 農業用油圧マニピュレータの研究 (第 3 報) —スイカ収穫作業への応用—. 農業機械学会誌 58(4), 19-27.
- 16) 海津裕, 岡本嗣男, 鳥居徹(1998). ラン科植物組織培養苗の自動選別およびロボット移植について. 農業機械学会誌 60(3), 55-62.
- 17) 亀野貞, 川嶋浩樹, 竹崎あかね(1996). ナスの機械化収穫に適合した整枝法について. 園学中四国支部要旨 35, 25.
- 18) 糟谷真宏・菅原真治・桜井雍三・高瀬尚(1986). 水耕によるナスの長期栽培 (第 1 報) —台木の種類が生育, 収量に及ぼす影響—. 愛知農総試研報 18, 136-141.
- 19) 片岡崇, 石川雄三, 広間達夫, 太田義信, 元林浩太, 矢治幸夫(1999). リンゴ収穫ロボットののためのハンド機構. 農業機械学会誌 61(1), 131-139.
- 20) 川村登, 並河清, 藤浦建史, 浦元信(1984). 農業用ロボットの研究 (第 1 報) —マイコン制御による果実収穫用マニピュレーター—. 農業機械学会誌 46(3), 353-358.
- 21) 川村登, 並河清, 藤浦建史, 浦元信(1985). 農業用ロボットの研究 (第 2 報) —固体カラーテレビカメラによる果実の位置検出及び収穫基礎実験—. 農業機械学会誌 47(2), 177-182.
- 22) 菊池豊・石川文武(1998). ナス収穫時の作業姿勢および心拍数. 農作業研究 33 (別 1), 69-70.
- 23) 小林孝浩, 木島竜吾, 小鹿丈夫, 田中逸夫(1996). VR 支援による果実収穫ロボットシステムの開発 (第 2 報) —ビジュアルフィールドバック制御—. 植物工場学会誌 8(4), 264-270.
- 24) 近藤直(1988). 分光反射特性を利用した植物体各部の識別のための波長帯域の選定. 生物環境調節 26(4), 175-183.
- 25) 近藤直(1992). 生物生産ロボットシステム. 生物にやさしい知能ロボット工学, 初版 pp.79-82. 実教出版, 東京.

- 26)近藤直, 遠藤俊三(1987). 果実認識用視覚センサの研究 (第 1 報) —3 色分解用フィルタを利用した識別実験—. 農業機械学会誌 49(5), 476-482.
- 27)Kondo N., Hisaeda, K. and Monta, M. (1998). Development of Strawberry Harvesting Robotic Hand. ASAE Paper No. 983117. St. Joseph, MI: ASAE.
- 28)近藤直, 門田充司, 藤浦建史, 芝野保徳, 毛利建太郎, 芦原慎太郎(1993). 冗長自由度を有するマニピュレータの制御方法—直動関節を含むトマト収穫用 7 自由度マニピュレータの制御—. 植物工場学会誌 5(1), 44-53.
- 29)近藤直, 門田充司, 芝野保徳, 毛利健太郎(1993). トマトの物理的特性に基づく吸着パッドを利用した収穫用 2 指ハンド. 生物環境調節 31(2), 87-92.
- 30)Kondo, N., Nishitsuji, Y., Ling, P. P. and Ting, K. C. (1996). Visual Feedback Guided Robotic Cherry Tomato Harvesting. Transactions of the ASAE 39(6), 2331-2338.
- 31)近藤直, 芝野保徳(1990). マニピュレータ装着用カメラによる果実の位置検出 (第 3 報) —球で近似困難な植物体の位置検出方法—. 農業機械学会誌 52(4), 75-82.
- 32)近藤直, 芝野保徳, 毛利建太郎, 門田充司(1994). ブドウ管理・収穫用ロボットの基礎的研究 (第 2 報)—視覚センサによる識別, 位置検出および収穫実験—. 農業機械学会誌 56(1), 45-53.
- 33)近藤直, 芝野保徳, 毛利建太郎, 門田充司, 中村博, 有馬誠一(1993). キュウリ果実検出用視覚センサの研究 (第 1 報) —果実の識別および認識実験—. 生物環境調節 31(2), 93-100.
- 34)近藤直, 芝野保徳, 毛利建太郎, 門田充司, 岡村誠一(1993). ブドウ管理・収穫用ロボットの基礎的研究 (第 1 報) —マニピュレータおよび収穫用ハンド—. 農業機械学会誌 55(6), 85-94.
- 35)河野澄夫(1990). 農産物の非破壊検査法および計測機器(1). 農業および園芸 65(1), 131-136.
- 36)水本雅晴(1989). わかりやすいファジー理論Ⅲ—ファジー理論とファジー制御—. コンピュートロール 28, 32-45.
- 37)門田充司, 近藤直(1999). 農業用ロボットのマン・マシン協調システム (第 1 報) —マニピュレータを対象とした危険度の算出—. 農業機械学会誌 61(2), 81-90.
- 38)門田充司, 近藤直, 秋山尚文(1998). キクの挿し木作業の自動化に関する基礎的研究 (第 3 報) —挿し穂の整形装置の開発—. 農業機械学会誌 60(4), 37-44.

- 39)門田充司, 近藤直, 中司憲持(1999). 農業用ロボットのマン・マシン協調システム (第2報) —マニピュレータ作業空間における人間のセンシングシステム—. 農業機械学会誌 61(2), 91-100.
- 40)門田充司, 近藤直, 芝野保徳, 毛利建太郎(1994). ブドウ管理・収穫用ロボットの基礎的研究 (第3報) —整房・摘粒ハンドのための物理的特性の測定およびハンドの試作—. 農業機械学会誌 56(2), 93-100.
- 41)農林水産省農産園芸局・野菜振興課, 食品流通局・野菜流通課(1996). 野菜の動向と対策. 平成5・6年度野菜年報, pp.1-17.
- 42)農林水産省統計情報部(1985). 全国の作付面積・収穫量・出荷量. 昭和59年産野菜生産出荷統計, pp.34-37. 農林統計協会, 東京.
- 43)農林水産省統計情報部(1999). 農業経営収支・分析指標・労働時間 (1戸当たり). 平成9年野菜・果樹品目別統計, pp.52-59. 農林統計協会, 東京.
- 44)農林水産省統計情報部(1999). 全国の作付面積・収穫量・出荷量. 平成9年野菜生産出荷統計, pp.32-35. 農林統計協会, 東京.
- 45)大原正行・木矢博之・峯岸正好・久富時男(1990). ナスのロックウール栽培における接ぎ木が生育, 収量に及ぼす影響. 奈良農試研報 21, 1-6.
- 46)岡本嗣男(1992). 生物生産とロボット. 生物にやさしい知能ロボット工学. 初版 pp.1-4. 実教出版, 東京.
- 47)Parrish, Jr. E. A. and Goksel, A. K. (1977). Pictorial Pattern Recognition Applied to Fruit Harvesting. Transactions of the ASAE 20(5), 822-827.
- 48)斎藤隆(1974). 分類と品種. 農業技術体系野菜編5 ナス基礎編, pp.18-22. 農林漁村文化協会, 東京.
- 49)斎藤隆(1982). 果菜類の果実の発育と成熟. 蔬菜園芸学—果菜編—, 初版 pp.265-359. 農林漁村文化協会, 東京.
- 50)Schertz, C. E. and Brown, G. K. (1968). Basic Considerations in Mechanizing Citrus Harvest. Transactions of the ASAE 11(2), 343-348.

- 51)柴田洋一, 西崎邦夫, 大谷隆二(1995). 無農薬除草のための基礎的研究 (第2報) —ファジー論による作物配列の推定—. 農業機械学会誌 57(6), 125-132.
- 52)庄野浩資, 天羽弘一, 高倉直(1989). 画像処理によるキュウリ果実の位置検出. 農業気象 45(2), 87-92.
- 53)Simonton, W. (1990). Automatic Geranium Stock Processing in a Robotic Workcell. Transaction of the ASAE 33(6), 2074-2080.
- 54)Simonton, W. (1991). Robotic End Effector for Handling Greenhouse Plant Material. Transactions of the ASAE 34(6), 2615-2621.
- 55)Simonton, W. and Pease, J. (1993). Orientation Independent Machine Vision Classification of Plant Parts. J.agric.Engng Res. 54, 231-243.
- 56)Slaughter, D. C. and Harrell, R. C. (1987). Color Vision in Robotic Fruit Harvesting. Transactions of the ASAE 30(4), 1144-1148.
- 57)孫明, 高橋照夫, 戸次英二(1997). 画像処理による収穫時のリンゴ果実の識別 (第1報) —リンゴ園の果実画像に対する2値化処理—. 農業機械学会誌 59(4), 53-60.
- 58)スプラタ I. D. M., 藤浦建史, 山田久也, 石原幸信, 湯川琢至, 檜田賢(1998), 三次元視覚センサを用いたミニトマト収穫ロボット (第2報) —ロボットの構成と収穫実験—. 農業機械学会誌 60(1), 59-68.
- 59)高橋治(1988). 主要品種の特性. 農業技術体系野菜編 5 ナス基礎編, 追録 13号 pp.145-147. 農林漁村文化協会, 東京.
- 60)田中豊(1992). 柔軟運動が可能なゴムアクチュエータ. 機械設計 36(8), 32-39.
- 61)Tian, L., Slaughter, D. C. and Norris, R. F. (1997). Outdoor Field Machine Vision Identification of Tomato Seedlings for Automated Weed Control. Transactions of the ASAE 40(6), 1761-1768.
- 62)Tillett, N. D. (1993). Robotic Manipulators in Horticulture: A Review. J. agric. Engng Res. 55, 89-105.
- 63)Tillett, R. D. (1989). A Calibration System for Vision-guided Agricultural Robots. J. agric. Engng Res. 42, 267-273.
- 64)Tillett, R. D. and Batchelor, B. G. (1991). An Algorithm for Locating Mushrooms in a Growing Bed. Computers and Electronics in Agriculture 6, 191-200.



- 65) Ting, K. C., Giacomelli, G. A., Shen, S. J. and Kabala, W. P. (1990). Robot Workcell for Transplanting of Seedlings (Part 2) End-Effector Development. Transactions of the ASAE 33(3), 1013~1017.
- 66) 徳田勝, 並河清(1996). 画像処理によるスイカ果実の識別. 農業機械学会誌 57(2), 13~20.
- 67) 東京大学出版会 (1991). 色空間への変換. 高木幹雄・下田陽久 (監修) 画像解析ハンドブック. 初版 pp.481~491. 東京大学出版会, 東京.
- 68) 野菜供給安定基金(1998): なす. 野菜出荷規格ハンドブック—指定野菜編一, pp.44~51. 野菜供給安定基金, 東京.

## Study on the Development of the Robotic Harvesting System for Eggplants

Shigehiko Hayashi

### Summary

The harvesting work for eggplants is based on selective harvesting, by which human laborers pick only the matured fruit among the scattered fruits, which differ in size, shape, and color. In automating this harvesting work, since a common industrial manipulator cannot cope effectively, an intelligent robot possessing high intellectual faculties that emulate the judgment of human labor is necessary. This study was conducted with the objectives of developing a robotic harvesting system for eggplants that performs recognition, approach, and picking tasks. The contents of this study are summarized as follows.

In the first chapter, the significance and objectives of this study were discussed based on an outline of eggplant production and former studies of robotic harvesting.

The harvesting work occupies a little less than 40 % of the total working hours for eggplant production, so it is not fully mechanized. In the 'Senryo' and 'Senryo-2' varieties chosen in this study, the size of approximately 110 g is popular in the market, so human laborers harvest selectively by cutting the peduncle after finding the appropriately sized fruit. A V-shaped training method is suitable for the automation of the harvesting work, since this method enables the fruit to easily face the passage side. Then, since there are very few studies on robotic harvesting for eggplants, it was necessary to clarify the basic characteristics of eggplants with respect to harvesting. The developing scheme, which is to replace human harvesting tasks, such as fruit recognition, approach, and picking, with a machine vision system, a manipulator and a harvesting end-effector, respectively, was described.

In the second chapter, the morphological characteristics, physical properties, and color characteristics of eggplants were discussed.

The morphological characteristics of the fruit in bearing state were investigated. The fruit length and fruit maximal diameter could be indices to judge maturity, because they show a high correlation with fruit weight. Then the fruit bears almost vertically. The fruit shape was studied, and the position of the fruit

maximal diameter was found to be located at around two-thirds of the fruit length from the fruit base.

In order to discuss a fruit-grasping method and a peduncle-cutting method, basic experiments on physical properties were conducted. In the case where the fruit was compressed between two flat plates with a force of more than 4 N, the damage appeared at the septum inside the fruit. Moreover, in the case of the compression being more than 7 N, discoloration, as well as the damage, was observed in 72 hours. Harvesting scissors with long and straight blades were selected. To cut the peduncle using these harvesting scissors, a peduncle cutting force of 85 N was necessary.

The gray-level values of fruit in RGB images captured using a CCD color camera were lower compared with other parts, such as stems and leaves. It was found that this color characteristic provided useful information to contrive the image processing algorithm.

In the third chapter, the development of the image processing algorithm, the manipulator control, and the harvesting end-effector, based on the fundamental data obtained in the second chapter, were discussed.

First, in order to recognize the fruit, a two-step algorithm combining a color segment operation and a vertical-dividing operation was contrived. A low gray-level region in RGB images was detected by the color segment operation, and then the vertically long portion of the image was extracted by the vertical-dividing operation. In this way, leaves and stems that are detected by mistake were eliminated. The algorithm, therefore, could recognize the fruit with a success rate of 80.0-97.5 % from images captured outdoors and indoors. The algorithm was able to adjust to the change of light, because the discriminant analysis was used to automatically determine the threshold value in the color segment operation. The processing time for recognizing the fruit was approximately 1 s, so it can be used in visual feedback. Additionally, the algorithm gave a higher estimation accuracy of fruit maximal diameter compared with fruit length.

Next, a visual feedback fuzzy control model to actuate the 5 DOF articulated manipulator was designed. The manipulator end was guided using the control model so that the portion around the maximal diameter of the fruit is located at the center of the image frame. The manipulator end could approach the fruit from 300 mm away. Moreover, using fuzzy inference, the control model could cope with the unexpected factors included in the visual information and determine the movement. Then it was found that the portion around the maximal diameter of the fruit is suitable for the target region of the visual feedback control. Since the small-sized CCD color camera was attached to the manipulator end, the problem of calibrating robot

coordinates from vision coordinates and the problem of pairing two images using the stereo vision technique were solved. Additionally, it was found that the fruit angle is estimated using the image processing data during the approach. Since the camera contact point with the fruit varied vertically, however, the end-effector needs a mechanism to firmly grasp the fruit regardless of the contact point.

Moreover, the end-effector, composed of the maturity judgment-mechanism, the fruit-grasping mechanism and the peduncle-cutting mechanism, was fabricated. Each mechanism was operated by the pneumatic devices. The performance of the fruit-grasping mechanism and the peduncle-cutting mechanism was evaluated. The fruit-grasping mechanism, which is composed of suction pads and rubber actuators, was driven with a pneumatic pressure of approximately 0.40 MPa. So it was confirmed that the fruit is held stably without being dropped. At this moment damage did not occur on the fruit skin and inside the fruit. Then, using this pneumatic pressure, the peduncle-cutting mechanism, which is composed of harvesting scissors and a pneumatic cylinder, was driven. A numerical calculation revealed that a peduncle cutting force of 82 N was obtained. The peduncle was cut with a success rate of 100 %.

In the fourth chapter, the functional combination of the essential components to develop the robotic harvesting system was discussed.

An eggplant harvesting control program to integrate the image processing, the manipulator control, and the end-effector control was developed. Using this program, the robotic harvesting system automatically accomplished the basic harvesting motions of recognition, approach, and picking. The manipulator approach and picking movements were performed in order to evaluate the performance of the maturity-judgment mechanism. The fruit in the bearing state could be sorted into prematured (fruit length less than 125 mm), matured (125-165 mm), and overmatured (more than 165 mm) categories with a success rate of 65-75 %. The wrist rotation axis of the manipulator was actuated to adjust the end-effector to the fruit angle before the picking motion. Thus, the fruit could be easily pulled into the fruit-grasping mechanism. And the bending joint of the manipulator was actuated to lift up the fruit during the picking motion, so that only the fruit was picked without leaves being caught in the maturity-judgment mechanism. The manipulator was controlled vertically, horizontally, and in a forward direction during the approach. Also, the wrist rotation and the wrist bend were actuated during the picking. In all, it was necessary to operate all five joints of the manipulator (the waist rotation, the shoulder rotation, the elbow rotation, the wrist bend, and the wrist rotation) to perform the basic harvesting movement.

A basic harvesting experiment was conducted to evaluate the performance of the robotic harvesting system. The harvesting success rate was approximately 50 %. The harvesting time for one fruit was approximately 1 min with the picking task taking 7.0-9.3 s. The cutting mechanism could perfectly cut the peduncle when it was operated, although the peduncle cutting position was slightly lower than the setting position. Therefore, the prospect of the system being put into practical use was obtained from the viewpoints of the harvesting success rate, the peduncle-cutting performance, and the speed of the picking.

In this study the robotic harvesting system for eggplants was developed with the functional combination of the proposed image processing algorithm based on color characteristics and morphological characteristics and the distinctive end-effector composed mainly of the maturity-judgment mechanism and the peduncle-cutting mechanism. So the harvesting system could automatically harvest only matured fruit without any damage. Thus, it is concluded that this study established the fundamental technology of an eggplant harvesting robot that completes the automation of harvesting work in the whole greenhouse.

In the fifth chapter, the results clarified in this study were summarized.



Inches 1 2 3 4 5 6 7 8  
cm 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19

### Kodak Color Control Patches

© Kodak, 2007 TM: Kodak



### Kodak Gray Scale



© Kodak, 2007 TM: Kodak

**A** 1 2 3 4 5 6 **M** 8 9 10 11 12 13 14 15 **B** 17 18 19

