Journal of Korea Multimedia Society Vol. 15, No. 11, November 2012(pp. 1273-1283)

# 참외 수확로봇을 위한 타원 정합기반의 인식 기법 개발

원 철 호†


## 요 약

본 논문에서는 참외 수확로봇을 위한 비전 기반 참외 위치인지 알고리즘을 제시하였다. 입력된 영상의 RGB값을 HSI값으로 변환 후 Hue 값을 이용하여 이진화를 수행한 후에 참외 영역을 추출하였다. 형태학적 필터링을 이용하여 잡음을 제거한 후에 경계선 검출과 convex hull 기법을 이용하여 최외각 정점을 검출하였다. RANSAC 알고리즘에 의하여 참외에 대한 타원 정합을 수행하고 참외의 중심점, 장축 및 단축의 길이, 회전각도에 대한 정보를 획득하였다. 참외 모델에 대한 다양한 시뮬레이션 실험에 의해 제안한 방법의 유효성을 검증하였고, 실제 참외에 적용시켜 제안한 방법의 타당성을 확인하였다.


# Development of Elliptical Fitting Based Recognition Method for Melon Harvesting Robot

Chulho Won†


## ABSTRACT

In this paper, vision-based positioning algorithm for melon harvesting robot is presented. RGB value of the input image was converted into HSI value then, melon area was extracted after performing the binarization using HUE value. After morphological filtering was applied to remove noise, outermost boundary points were obtained using border following and convex hull method. Elliptical fitting for melons was perform by the RANSAC algorithm, the center point of ellipse, the length of the short and long axis, and rotation angle were obtained. We verified the effectiveness of the proposed method by various simulation experiments and confirmed actual feasibility of the proposed method by applying to the real melon.


**Key words:** RANSAC Algorithm(RANSAC 알고리즘), Melon Harvesting Robot(참외수확로봇), Elliptical Fitting(타원정합)

## 1. 서 론

국내・외에서 특정 과실 수확에 활용 가능한 농업용 로봇에 대한 연구개발이 부분적으로 진행되고 있으나 그 수가 미비한 실정이다. 특히, IT기술을 이용하여 노동력 절감과 효율적 수확작업이 가능한 지능형 수확로봇에 대한 연구는 초기단계 수준이다. 따라서 국내 기술의 강점인 IT, 비전, 로봇 기술 등을 기반으로 농민의 노동력에 대한 부담을 줄일 수 있는 지능형 수확로봇에 대한 개발이 요구되고 있다.

연구현황을 살펴보면 오이, 토마토, 딸기, 사과, 감귤 등을 수확하는 로봇에 대한 연구가 수행되어 왔다[1-11]. 딸기로봇의 경우 로봇이 한 개의 딸기를 수확하는데 걸리는 시간은 16초로 3~5초의 수작업에 비하면 아직도 늦으며 잎으로 가려진 딸기를 찾아낼 수 없으며 실용화에 있어서 로봇의 구조가 복잡하고

※ 교신저자(Corresponding Author) : 원철호, 주소 : 경북 경산시 하양읍 부호리 33(712-701), 전화 : 053)850-7325, FAX : 053)850-7299, E-mail : chulho@kiu.ac.kr
접수일 : 2012년 7월 23일, 수정일 : 2012년 9월 5일
완료일 : 2012년 9월 19일
† 정회원, 경일대학교 첨단의료기학과
※ 본 논문은 2012년도 경일대학교 교내일반연구비 지원에 의하여 수행된 것임.

비용이 비싸다는 것도 가장 큰 문제이다. 또한, 소형 배터리카에 5자유도의 다관절형 머니퓰레이터를 실은 생식용 토마토 수확로봇이 개발되어 있으며 과일 인식을 위한 시각시스템은 칼라 텔레비전 카메라를 사용하고 과일과 경엽의 색의 차이로부터 대상물을 식별하고 있다. 칼라 카메라의 휘도신호와 적색신호를 비교하여 얻은 이진 영상에 의해 토마토를 검출한다. 대상과일과 핸드의 거리는 스테레오 화상법 외에 비주얼 피드백법에 의한 위치검출도 시도하고 있다. 오이 수확 로봇의 경우는 수확시기의 오이 빛깔은 초록으로 경엽과 비슷하기 때문에 칼라 비디오 카메라로써는 과일의 식별은 어렵기 때문에 근적외선도 이용하여 적당한 광학필터를 쓴 화상을 처리하여 과일을 인식하는 연구가 행하여지고 있다.

우리나라의 농업은 국내외로부터 생산물의 저가격화를 강력하게 요청받고 있으며 생산비를 줄여 생산물의 가격을 싸게 하기 위해서는 생산성을 향상시켜 국제경쟁력을 높이는 것이 중요하다. 현재 국내의 참외수확작업에 대한 기계화 작업은 거의 전무한 상황이며 노동투하시간 및 노동강도를 줄일 수 있도록 참외 수확작업에 대하여 자동화가 요구된다. 참외의 경우 타 작물에 비해 농작업의 기계화가 거의 이루어져 있지 않으며, 중노동과 작업의 위험도가 높고 작업시간이 많은 수확작업의 기계화가 우선적으로 필요하다.

참외 수확작업은 평면으로 화상을 인식하고, 잎으로 가려진 경우도 거의 제한적이며, 화상처리 또한 색으로만 구분을 하면 숙도를 거의 판정할 수 있고, 구조가 간단하기 때문에 비용이 저렴한 수확 시스템을 개발하는데 큰 문제가 없을 것이라고 판단된다.

참외 수확로봇은 매니퓨레이트, 이송부, 앤드이펙트, 제어부 및 참외선별을 위한 인지 시스템으로 구성되며 본 논문에서는 로봇비전 기반 참외 위치인지 알고리즘을 제시하였다. 제안한 알고리즘은 카메라의 영상에서 과실, 줄기 및 잎에 대한 객체 분할 영상을 획득하여 실제적으로 수확로봇의 엔드이펙트 위치이동 및 제어를 위해 과실의 중심좌표 값, 장축 단축의 길이 및 회전각에 대한 정보를 제공한다. 먼저, 입력된 영상의 RGB(Red, Green, Blue)값을 HSI(Hue, Saturation, Intensity) 모델로 변환 후 Hue 값을 이용하여 이진화를 수행한 후에 참외 영역을 추출하고 형태학적 필터링(Morphology filtering)을 이용하여 참외 영역을 분리하고 잡음을 제거하였다. RANSAC (RANdom SAmple Consensus) 알고리즘에 의하여 참외에 타원 적합을 수행하고 참외의 중심점, 장축 및 단축의 길이, 회전각도에 대한 정보를 추출하였다. 참외 모델에 대한 다양한 시뮬레이션 실험에 의해 제안한 방법의 유효성을 검증하였고, 실제 참외에 적용시켜 제안한 방법의 타당성을 확인하였다.

## 2. 방 법

### 2.1 참외 인식을 위한 비전 시스템

참외 선별 시스템 그림 1과 같이 레일 위를 수평으로 이동할 수 있도록 되어 있으며, 이동레일 위에는 머니퓰레이터를 가진 수확로봇, 운반 장치, 인식 장치, 그리퍼가 장착된다.

참외의 인식 및 선별을 위한 비전 시스템은 참외의 채색판별 알고리듬과 대략 위치 파악 기능을 가진 Global View Camera 시스템과 참외의 정밀 색도 측정과 선별 알고리듬 기능을 가진 Hand Zoom Camera 시스템으로 구성된다.

1차 인식장치인 Global View Camera로 작업 공간에 놓인 참외의 대략 위치를 인식하게 되며, 인식정보로부터 로봇시스템의 기준좌표와 인식된 참외의 상대적 위치를 계산하게 된다. 1차 인식장치로부터 획득되고 처리된 화상정보를 이용하여 머니퓨레이터가 참외의 위치로 이동하게 된다. 이때 머니퓰레이터는 주행레일 위의 제 1베이스 전후진 동작, 제 1베이스 위의 제 2베이스의 좌우 동작, 엔드 이펙터의 상하동작으로 참외의 대상위치로 이동하게 된다. 이동된 머니퓨레이터의 CCD로부터 참외의 대상물에 접근하게 되고, 2차 인식장치인 Local View Camera

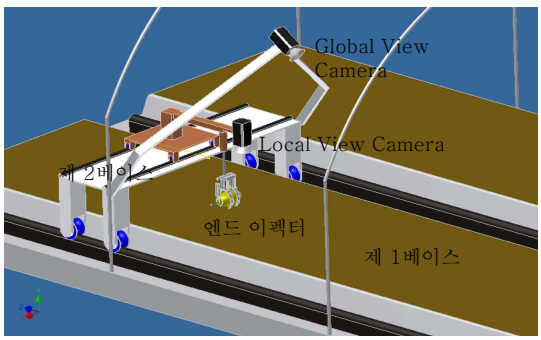



그림 1. 참외 인지를 위한 비전 시스템의 구성도

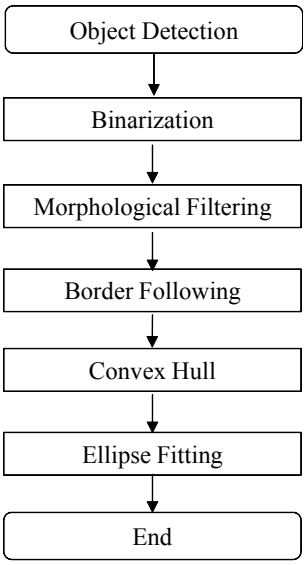



그림 2. 참외 인지 알고리즘의 흐름도

의 인식된 화상정보로부터 참외의 색도 등의 차이에 의해 참외를 식별하고 그 중에서 숙도를 예측하여 수확할 것과 수확하지 않을 대상물을 분리하여 선별한다.

### 2.2 참외 인지를 위한 전처리

목적 물체인 참외 인지를 위한 알고리즘의 흐름은 그림 2와 같다. 입력된 영상의 RGB값을 HSI 모델로 변환 후 Hue 값을 이용하여 이진화를 수행하고 참외 영역을 추출하고 형태학적 필터링을 이용하여 참외 영역을 분리하고 잡음을 제거한다.

물체의 경계선을 추적하여 길이가 가장 긴 경계선을 가진 영역을 참외로 판정하고 최외곽 꼭지점을 잇는 convex hull 처리를 하여 참외 영역이 잎 등 다른 물체에 가려져 있을 경우 cancave 영역을 제거한다. RANSAC 알고리즘에 의하여 참외에 대한 타원 피팅을 수행 후 참외의 중심점, 장축 및 단축의 길이, 회전각도에 대한 정보를 추출한다.

#### 2.2.1 형태학적 필터링

형태학적(morphology) 필터는 영상에서 잡음의 제거하거나 영상에서 객체의 모양을 기술하는 용도로 사용된다. 대표적인 형태학적 연산으로서는 침식(erosion)과 팽창(dilation)의 기본 연산이 있으며 이 연산의 순차적인 조합에 의해 수행되는 식 (1)과 (2)의 닫힘 연산(closing)과 열림(opening) 연산이 있다. 본 논문에서는 이진화된 영상에서 잡음을 제거하기 위하여 침식 연산과 팽창 연산을 연속적으로 수행하는 식 (2)의 닫힘 연산을 사용하였다.

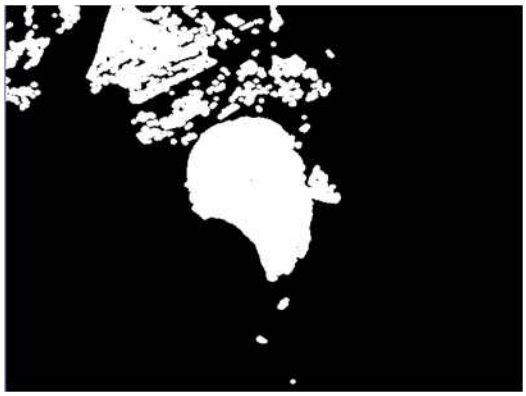
$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (1)$$

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2)$$

여기서, A는 입력 영상, B는 구조 요소를 나타내며, 본 연구에서는 7×7크기의 원형의 구조 요소(structuring element)를 사용하였다. 그림 3에 닫힘 연산에 의해 잡음이 제거된 결과 영상을 보였으며, 특히 참외의 우측에 부착된 잡음이 효과적으로 분리된 것을 볼 수 있다.

#### 2.2.2 경계선 추적(border following)

경계선 추적 기법은 객체의 외곽선을 따라 이동하여 외곽선 픽셀의 위치정보를 파악하는 기법으로서



(a)

(b)

그림 3. (a) Hue값을 이용한 이진화 영상 (b) 모폴로지 필터 처리 영상

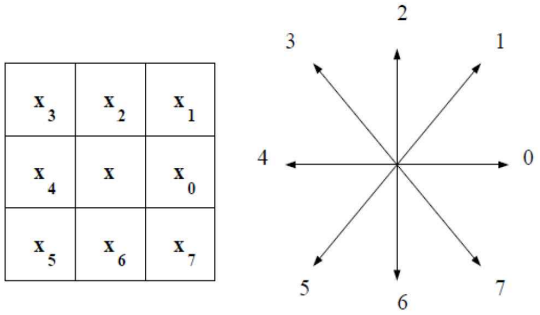



그림 4. 이웃 화소와 8방향

객체의 경계선 추적(boundary tracing)이라고도 한다. 8방향 연결성을 고려한 외곽선 추적의 진행 방향은 해당 픽셀의 오른쪽에 있는 픽셀이 0부터 시작하여 시계방향으로 이동하면서 7까지 증가시키면서 경계선 추적하고 현재 픽셀 위치가 경계선추적 시작좌표와 같고 진행 방향이 0인 경우 경계선 추적을 종료한다.

다수의 후보 영역으로부터 참외를 추출하기 위하여 본 연구에서는 경계선 추적 기법을 이용하여 다수의 물체에 대한 독립적인 외곽선을 추출하고 각각의 물체에 대한 경계선의 위치 및 길이 정보를 획득하였다. 획득된 각 영역 경계선의 길이를 계산하여 제일 긴 경계선의 영역 $O^*$을 참외 영역으로 판정하게 된다.

$$L^* = \max\{L_i,\ i=1,\dots,N\} \tag{3}$$
$$O^* = \{O_i \mid L_i = L^*,\ i=0,\ \dots\ ,N\}$$

여기서, $L_i$, $O_i$는 각각 후보 영역의 길이 및 후보영역이며, $N$은 후보 영역의 개수이다.

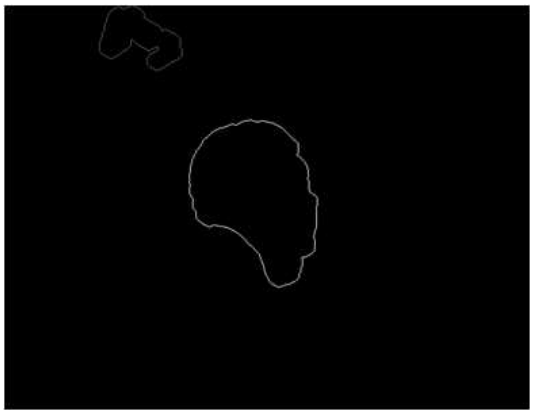


그림 5. 경계선 추적 및 최대 경계선 길이 물체 검출

### 2.2.3 Convex Hull 기법

Convex hull은 점, 선 및 면 등의 가장 바깥의 외곽선을 그려주는 기법으로서 주어진 지점들을 감싸는 최소 거리의 점들을 구할 수 있고 이것이 convex hull을 구성하게 된다[12,13]. Graham scan 알고리즘의 경우 최저 y 값을 갖는 지점을 기준점으로 잡고 각도별로 정렬한 후에 순차적으로 세 점이 이루는 방향을 검색하면서 convex hull에 포함 혹은 제외시키는 과정을 반복하면서 시작점으로 되돌아 올 때까지 반복한다. 반시계방향(counterclockwise)으로 정렬된 주어진 점들의 집합을 $\{P[i], i=0,1,2,\dots,N-1\}$이라고 할 때, Graham Scan 알고리즘은 다음과 같다.

```
Push P[0] and P[1] onto a stack
i=2
while(i<N){
    Let PT1=the top point on stack
    Let PT2=the second top point on stack
    if (P[i] is strictly left of the line PT2 to PT1) {
        Push P[i] onto stack
        i++
    }else{
        Pop the top point PT1 off the stack
    }
}
```

그림 6에서 convex hull 처리 결과를 보였으며 검출 결과는 최외각 꼭지점의 좌표 집합이며 편의상 각 꼭지점을 녹색선으로 연결하여 표시하였다.

그림 6. Convex Hull 처리 결과(녹색선)

## 3. 타원 정합에 의한 참외 검출

참외의 외형은 타원으로 모델링이 가능하며, 참외에 대한 타원 정합을 통하여 타원의 위치에 과한 정보 즉, 중심좌표, 장축 및 단축의 길이, 회전각 정보를 획득할 수 있다. 타원 정합은 대수적 방법, 최소자승법 등을 이용하여 구할 수 있으며, 본 논문에서는 랜덤 샘플링에 의해 유효하지 않는 데이터를 모델에 포함시키지 않음으로 최적 해를 구할 수 있는 RANSAC 알고리즘에 의해 타원 정합을 수행하였다.

### 3.1 대수적 방법에 의한 타원 모델 정합(fitting)

타원의 방정식은

$$ax^2+bxy+cy^2+dx+ey+f=0 \tag{4}$$

으로 주어진다.

식의 양 변을 $a$로 나누고 정리하면 다음과 같다.

$$b'xy+c'y^2+d'x+e'y+f'=-x^2 \tag{5}$$

여기서 $b'=b/a,\ c'=c/a, d'=d/a, e'=e/a, f'=f/a$ 이다.

위 식 (5)에 $n$개의 데이터 $(x_1, y_1),\ (x_2, y_2), \cdots, (x_n, y_n)$을 대입하여 만들어지는 식을 행렬로 표시하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} x_1y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_ny_n & y_n^2 & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b' \\ c' \\ d' \\ e' \\ f' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1^2 \\ \vdots \\ -x_n^2 \end{bmatrix} \tag{6}$$

식 (6)은

$$Ap=B \tag{7}$$

와 같이 표현되고, 타원방정식의 계수 X는 식 (8)과 같이 계산할 수 있으며 타원을 지나는 5개의 점 $\{(x_i,\ y_i)|i=1,\ \cdots,5\}$에 의해 유일하게 결정이 된다.

$$p=A^{-1}B \tag{8}$$

대수적인 방법에 의해서 구한 타원은 주어진 데이터 점 중에서 5개는 반드시 타원 상에 있어야 한다. 타원을 대수적인 방법을 이용하는 것보다는 최소자승법을 이용하는 것이 보다 안정적인 결과를 얻을 수 있다.

### 3.2 최소자승법(least square solution)에 의한 타원 모델 정합

대수적 방법의 경우 타원 방정식은 식 (8)과 같이 표현되지만, $N>5$ 일 경우 최소 자승법의 경우 계수 $p$는 식 (9)와 같이 Moore-Penrose pseudo-inverse 기법을 이용하여 나타낼 수 있다[14].

$$p=(A^TA)^{-1}A^TB \tag{9}$$

식 (4)를 타원의 초점이 $x,\ y$ 좌표축 상에 있는 표준형태의 타원 식으로 변환하면 다음과 같다.

$$\frac{(x-c_x)^2}{w^2}+\frac{(y-c_y)^2}{h^2}=0,\ \theta\text{: 타원이 회전한 각도} \tag{10}$$

여기서,

$$\theta=\frac{1}{2}tan^{-1}\left(\frac{b}{a-c}\right)$$

$$c_x=\frac{2cd-be}{b_2-4ac},$$

$$c_y=\frac{2ae-bd}{b_2-4ac},$$

$$w=\sqrt{\frac{ac_x^2+bc_xc_y+cc_y^2-f}{a\cos^2\theta+b\cos\theta\sin\theta+c\sin^2\theta}}$$

$$h=\sqrt{\frac{ac_x^2+bc_xc_y+cc_y^2-f}{a\sin^2\theta-b\cos\theta\sin\theta+c\cos^2\theta}}$$

이다.

따라서, 식 (9)에서 구한 $p$로부터 타원의 파라미터를 계산할 수 있으며, 식 (10)의 타원 모델을 구할 수 있다.

### 3.3 RANSAC(RANdom SAmple Consensus) 알고리즘에 의한 타원 모델 정합

Fischler와 Bolles에 의해서 제안된 RANSAC (RANdom SAmple Consensus) 알고리즘은 측정 노이즈가 심한 원본 데이터로부터 모델 파라미터를 예측하는 방법이다[15-17]. RANSAC은 전체 원본 데이터 중에서 모델 파라미터를 결정하는데 필요한 최소의 데이터를 랜덤하게 샘플링하면서 반복적으로 해를 계산함으로써 최적의 해를 찾는다. 이 방법은 전통적인 통계적 방법과는 반대의 개념을 가진다. 즉, 대부분의 방법들이 초기의 해를 획득하기 위해서

가능한 많은 데이터를 사용하고 그 결과로부터 유효하지 않은 데이터를 제거한다. 반면에 이 방법은 가능한 적은 양의 초기 데이터를 사용해서 일관된 데이터의 집합(consensus set)을 확장시키는 방식을 사용한다.

RANSAC 알고리즘은 주어진 원본 데이터에서 일부를 임의로 선택한 후 최적의 파라미터를 예측하는 과정을 반복하면서 좋은 모델 파라미터를 찾는다. 입력 데이터가 $M$개 있고, 모델의 파라미터를 예측하는데 $N$개의 데이터가 필요한 경우 알고리즘은 다음과 같다.

Algorithm:

$k=0$

Repeat until $k < \eta$

$\eta$, repetition number

1. Select randomly set, $S_k \subset U$, $|S_k|=N$

   $U = \{x_i \mid i=1, \cdots, M\}$ : original data set

   $U$: no. of original set, $N$: no. of randomly selected data

2. Compute parameters $p_k = f(S_k)$

   $S$: randomly selected data set from $U$

   $f()$: elliptical model function, $p$: elliptical model parameter

3. Compute cost $C_k = \sum_{x \in U} \rho(p_k, x)$

   $\rho(p, x_i)$: cost calculation function

4. If $C^* < C_k$ *then* $C^* = C_k$, $p^* = p_k$

   $C^*$: maximum cost, $p^*$: maximum cost parameter

$k=k+1$

end

여기서, 타원 모델 파라미터 $p$는 식 (9)의 최소자승법에 의해 계산하고 $p$와 각각의 데이터 $x$와의 거리를 합에 의해 $C$를 계산하여 RANSAC 기법에 의해 타원 모델을 획득한다.

## 4. 실험 결과

제안한 타원 모델에 의한 참외 검출 알고리즘의 타당성을 검증하기 위하여 참외를 황색 타원, 배경을 초록색으로 모델링하고 타원의 x, y 중심 좌표를 319, 234, 장축 및 장축의 길이를 109, 149로 설정한 후에 이를 0도~50도까지 회전시키면서 최소자승법과 제안한 방법에 의한 타원 정합 결과를 표 1에 보였다. 중심 좌표, 장축 단축의 길미 및 회전각도에 대한 결과가 동일하게 나타났으며, 두 방법 모두 타원 정합을 잘 수행한 것을 알 수 있다.

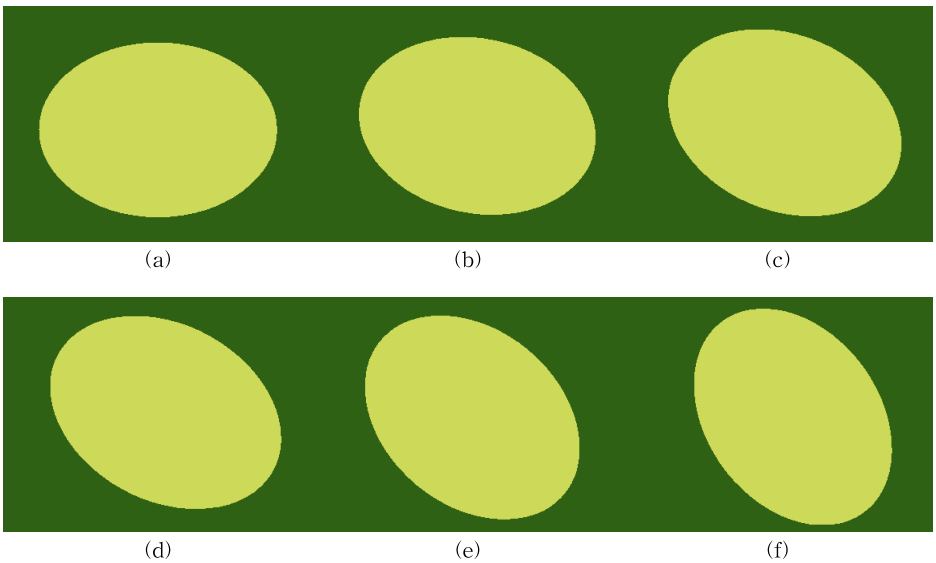



그림 7. 타원의 각도 변화에 따른 참외 모델 (a) 0도 (b) 10도 (c) 20도 (d) 30도 (e) 40도 (f) 50도

표 1. 그림 7에 대한 타원 정합 결과

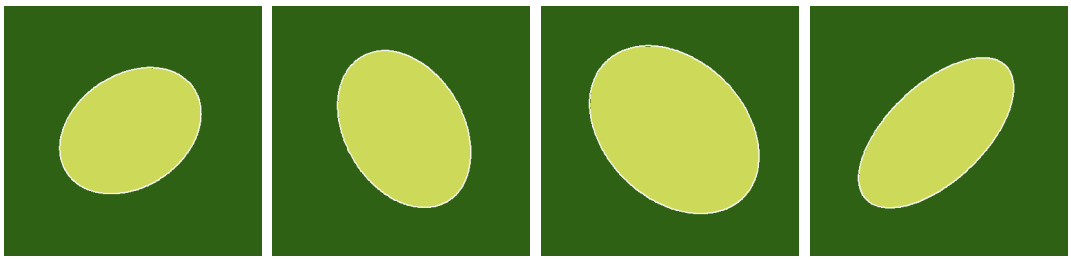
| 구 분 | 최소자승법 | | | | | 제안한 방법 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 |
| fig. 7(a) | 319.1 | 234.3 | 109.1 | 149.0 | 0.0 | 319.1 | 234.3 | 109.1 | 149.0 | 0.0 |
| fig. 7(b) | 319.1 | 234.3 | 109.1 | 149.0 | 12.0 | 319.1 | 234.3 | 109.0 | 149.0 | 12.0 |
| fig. 7(c) | 319.1 | 234.3 | 109.0 | 149.0 | 19.9 | 319.1 | 234.3 | 109.0 | 149.0 | 19.9 |
| fig. 7(d) | 319.1 | 234.3 | 109.0 | 149.0 | 30.1 | 319.1 | 234.3 | 109.0 | 149.0 | 30.1 |
| fig. 7(e) | 319.1 | 234.3 | 109.0 | 149.0 | 40.0 | 319.1 | 234.3 | 109.0 | 149.0 | 40.0 |
| fig. 7(f) | 319.1 | 234.3 | 109.1 | 149.0 | 49.9 | 319.1 | 234.3 | 109.1 | 149.0 | 49.9 |

그림 8 및 표 2는 장축 및 단축 변화의 변화에 대한 타원 정합 결과를 보여주고 있으며, 두 방법 모두 우수하게 타원 정합을 수행함을 알 수 있다.

그림 9(a)는 황색 참외 영역에 녹색 잎이 침투한 영상을 모델링한 것으로서 참외의 경계가 온전하지 않아도 그림 9(b), 9(c)와 같이 두 방법 모두 참외 영역을 검출함에 있어 문제가 없음을 보여주며 표 3에서도 확인하였다. 그림 9(d)는 이진화 결과가 참외와 외곽의 잡음을 참외영역으로 판정한 경우이다. 이 경우 최소자승법의 경우 그림 9(e)와 같이 모든 경계 지점을 대상으로 타원 정합을 하지만 제안한 방법의 경우 최소의 랜덤하게 샘플링된 지점을 기반으로 타원 정합을 수행하기 때문에 그림 9(f)와 같이 참외 영역 검출이 가능하다. 그림 9(g)의 경우에도 두 개의 참외가 겹쳐진 형태 혹은 잡음 영역이 매우 큰 형태의 경우에도 그림 9(h)의 최소자승법과 달리 그림 9(i)에서 보는 바와 같이 제안한 방법이 참외 영역을 효과적으로 검출하였으며 표 3에서 수치적으로 확인할 수 있었다.

그림 10은 실제 참외에 대한 타원 정합 과정으로서 그림 10(c)의 최소자승법과 그림 10(d)의 제안한 방법 모두 일부 참외 잎이 참외를 가린 상황에서도 참외에 대한 타원정합이 잘 수행된 것을 볼 수 있으며 표 4에서 수치적으로 중심 좌표, 장축, 단축 길이가 큰 차이가 없음을 확인할 수 있었다.

그림 11은 참외 영역 추출을 위한 이진화 과정에



(a) (b) (c) (d)

그림 8. 타원의 변화에 따른 정합결과(x 중심, y 중심, 장축, 단축, 회전각) (a) 203,249, 89, 119, 216 (b) 273, 239, 92, 133, 62, (c) 340, 223, 110, 152, 47 (d) 340, 257, 76, 152.0, 135

표 2. 그림 8에 대한 타원 정합 결과 ]

| 구 분 | 최소자승법 | | | | | 제안한 방법 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 |
| Fig. 8(a) | 304.2 | 248.8 | 89.1 | 119.4 | 216.0 | 304.2 | 248.8 | 89.1 | 119.4 | 216.0 |
| Fig. 8(b) | 272.6 | 239.2 | 92.3 | 133.4 | 62.0 | 272.6 | 239.2 | 92.3 | 133.4 | 62.0 |
| Fig. 8(d) | 340.0 | 223.2 | 110.0 | 152.1 | 47.1 | 340.1 | 223.1 | 110.2 | 152.1 | 47.0 |
| Fig. 8(d) | 340.0 | 257.2 | 76.1 | 152.0 | 135.1 | 340.0 | 257.2 | 76.1 | 152.0 | 135.1 |

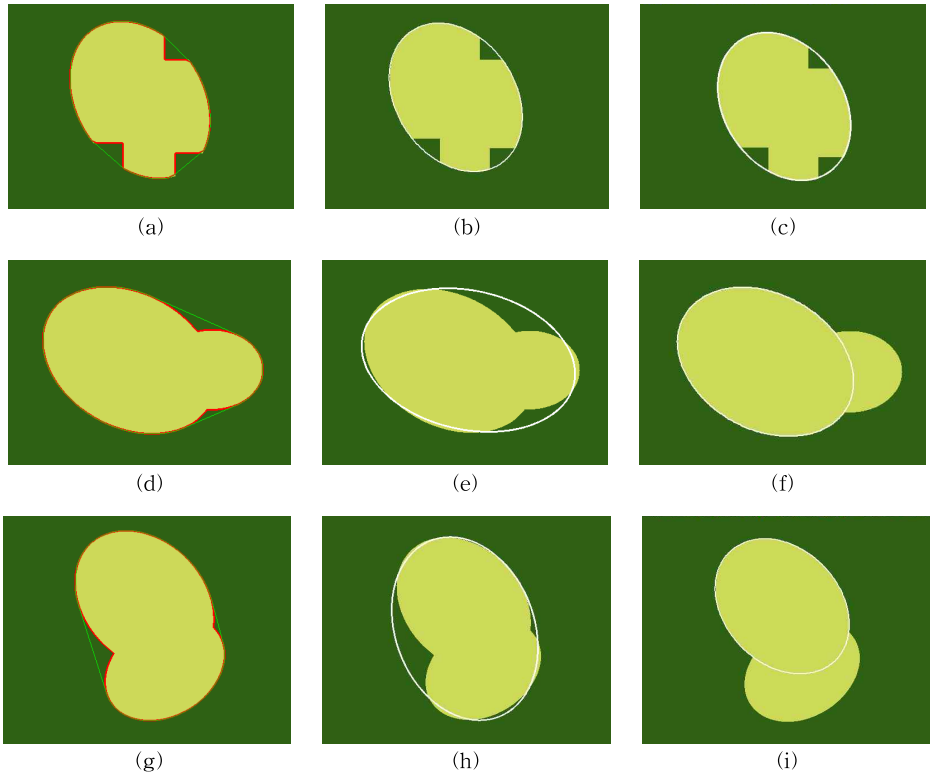



그림 9. 타원 정합 결과 (a),(d),(g) 경계선 검출/convex hull(적색/녹색) (b),(e),(h) 최소자승법 (c),(f),(i) 제안한 방법

표 3. 그림 9에 대한 타원 정합 결과

| 구분 | 최소자승법 | | | | | 제안한 방법 | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 | | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 |
| fig. 9(b) | 319.0 | 234.2 | 109.0 | 148.8 | 60.1 | fig. 9(c) | 319.0 | 234.2 | 109.0 | 148.8 | 60.1 |
| fig. 9(e) | 351.0 | 233.8 | 116.0 | 179.7 | 12.6 | fig. 9(f) | 318.9 | 234.3 | 109.0 | 148.0 | 30.0 |
| fig. 9(h) | 321.4 | 284.5 | 126.2 | 194.4 | 76.0 | fig. 9(i) | 319.2 | 234.4 | 109.0 | 149.2 | 60.0 |

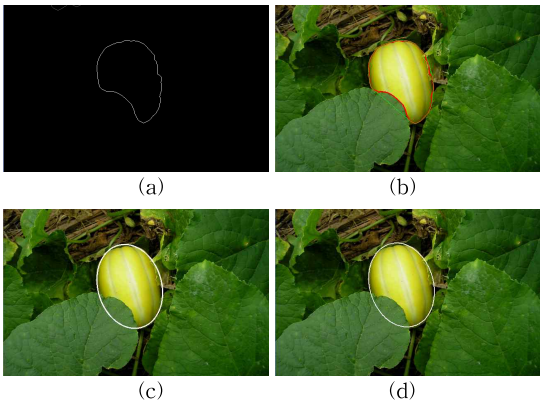



그림 10. 타원 정합 (a) 경계선 검출 (b) convex hull 처리 (녹색) (c) 최소자승법 (d) 제안한 방법

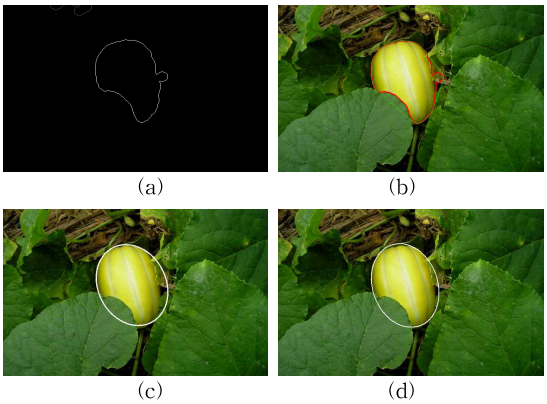



그림 11. 타원 정합(잡음 존재) (a) 경계선 검출 convex hull 처리(녹색) (c) 최소자승법 (d) 제안한 방법

서 잡음 영역 일부가 포함된 경우로서 그림 11(c)의 기존 최소자승법으로서는 타원 정합이 제대로 이루어지지 않았으나, 그림 11(d)의 제안한 방법의 경우는 타원 정합이 잘 수행되었으며 표 4에서 RMS 값을 확인한 결과 잡음이 있을지라도 비교적 적은 오차범위에서 타원 정합이 이루어짐을 알 수 있다.

그림 12 및 그림 14는 잡음이 없는 경우의 타원정합 결과를 보여주고 있으며 두 방법 모두 유사한 결과를 보여주고 있다. 하지만 그림 13(b), 14(b) 및 15(b)와 같이 잡음이 있을 경우에 최소자승법은 상당한 오차를 가지지만 그림 13(c), 14(c) 및 15(c)의 제안한 방법의 경우 타원 정합이 잘 이루어짐을 알 수 있다. 이는 표 4에서 RMS값의 비교로서 확인할 수 있었다.

표 4의 타원 정합결과를 식 (11)의 RMS(root mean square)값에 의해 표 5에 나타내었다.

$$RMS = \frac{1}{2}\sqrt{(M-T)^2+(P-T)^2} \tag{11}$$

표 4. 실제 참외에 대한 타원 정합 결과

| 구분 | 최소자승법 | | | | | 제안한 방법 | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 | | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 |
| Fig. 10(c) | 304.4 | 237.1 | 77.1 | 105.1 | 74.6 | Fig. 10(d) | 303.8 | 236.8 | 76.7 | 104.9 | 74.3 |
| Fig. 11(c) | 310.3 | 235.3 | 82.3 | 103.1 | 65.2 | Fig. 11(d) | 306.1 | 236.7 | 78.1 | 104.2 | 71.7 |
| Fig. 12(b) | 278.3 | 225.7 | 144.6 | 183.9 | 71.5 | Fig. 12(c) | 279.2 | 224.2 | 142.9 | 183.6 | 69.7 |
| Fig. 13(b) | 280.7 | 218.1 | 147.1 | 189.4 | 78.7 | Fig. 13(c) | 278.7 | 224.8 | 144.7 | 184.2 | 72.5 |
| Fig. 14(b) | 308.6 | 245.5 | 175.5 | 259.1 | 14.0 | Fig. 14(c) | 310.1 | 246.6 | 174.3 | 257.1 | 12.3 |
| Fig. 15(b) | 304.5 | 239.8 | 181.3 | 265.1 | 15.7 | Fig. 15(c) | 307.4 | 243.8 | 172.1 | 260.1 | 11.7 |

(a) (b) (c)

그림 12. 타원 정합 (a) covex hull 처리 (b) 최소자승법 (c) 제안한 방법

(a) (b) (c)

그림 13. 타원 정합(잡음 존재) (a) covex hull 처리 (b) 최소자승법 (c) 제안한 방법

(a) (b) (c)

그림 14. 타원 정합 (a) covex hull 처리 (b) 최소자승법 (c) 제안한 방법

(a) (b) (c)

그림 15. 타원 정합(잡음 존재) (a) covex hull 처리 (b) 최소자승법 (c) 제안한 방법

표 5. 타원정합에 대한 RMS 비교

| 구 분 | 최소자승법 | | | | | 제안한 방법 | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 | | x중심 | y중심 | 장축 | 단축 | 회전각 |
| Fig. 11(c) | 4.39 | 1.17 | 3.82 | 1.35 | 6.54 | Fig. 11(d) | 1.43 | 0.21 | 0.86 | 0.57 | 1.95 |
| Fig. 13(b) | 1.22 | 3.83 | 1.25 | 2.75 | 3.63 | Fig. 13(c) | 0.32 | 0.54 | 0.90 | 0.34 | 1.49 |
| Fig. 15(b) | 3.47 | 4.44 | 4.55 | 5.00 | 1.90 | Fig. 15(c) | 1.48 | 1.64 | 2.02 | 1.58 | 1.19 |

실제 참외 영상에서는 참외 위치에 대한 참값을 구할 수 없기 때문에 잡음이 없는 영상에서 최소자승법에 의해 계산한 $M$과 제안한 방법에 의해 계산 $P$로부터 잡음이 있는 영상에서 최소자승법과 제안한 방법에 의해 각각 계산된 $T$의 차이로부터 RMS값을 계산하였다. 제안한 방법의 RMS값이 최소자승법에 비해 적음을 알 수 있으며, 정량적 비교에서 잡음이 있거나 참외 영역의 추출에 오류가 있는 경우에도 제안한 방법의 강인성을 확인할 수 있었다.

## 5. 결 론

논문에서는 참외 수확로봇을 위한 로봇비전 기반 참외 위치인지 알고리즘을 제시하였다. 입력된 영상의 RGB값을 HSI 모델로 변환 후 Hue 값을 이용하여 이진화를 수행한 후에 참외 영역을 추출하고 형태학적 필터링을 이용하여 참외 영역을 분리하고 잡음을 제거하였다. RANSAC 알고리즘에 의하여 참외에 타원 적합을 수행하고 참외의 중심점, 장축 및 단축의 길이, 회전각도에 대한 정보를 추출하였다. 참외 모델에 대한 다양한 시뮬레이션 실험에 의해 제안한 방법을 검증하였고, 실제 참외에 적용시켜 제안한 방법의 타당성과 과실 수확로봇에 적용 가능함을 확인하였다.향후 지능형 수확로봇의 진보된 기능 구현을 위해서는 숙도 및 과실 꼭지점 획득 기술에 대한 연구도 요구된다. RANSAC 알고리즘은 정형화된 인체의 장기의 분할[18], [19]에 일부 사용이 가능할 것으로 예상하며, 지능형 알고리즘의 개발로 다양한 형태의 영상 분할에 적용될 수 있다.

## 참 고 문 헌

[1] 민병로, 임기택, 이대원, “오이수확로봇의 영상처리를 위한 형상인식 알고리즘에 관한 연구,” 한국생물환경조절학회, 제20권, 제2호, pp. 63-72, 2011.

[2] 이대원, 김현태, 민병로, 김웅, 김동우, “오이 수확용 로봇 엔드이펙터의 개발,” 한국생물환경조절학회 학술발표논문집, 제9권, 제2호, pp. 31-35, 2000.

[3] 손재룡, 강창호, 한길수, 정성림, 권기영, “토마토 수확로봇 개발-토마토의3차원 위치 검출기술,” 한국농업기계학회, 제25권, 제5호, pp. 415-420, 2000.

[4] 김시찬, 황헌, 이용범, 김상철, 임동혁, 최홍기, “벤치재배용 딸기 수확로봇시스템개발 (시작기 2),” 한국농업기계학회, 제12권, 제1호, pp. 111-117, 2007.

[5] 장익주, 정종인, “사과 수확 로봇 관절의 서보 제어장치 개발,” 한국농업기계학회, 2002년도 하계 학술대회 논문집, pp. 141-147, 2002.

[6] 장익주, 김태한, 권기영, “사과 수확 로봇의 핸드 개발(I)-사과 수확용 로봇의 핸드 개발,” 바이오시스템공학, 제22권, 제4호, pp. 411-420, 1997.

[7] 한승철, 신찬배, “과일 수확을 위한 칼라 스테레오 비젼의 응용,” 영남이공대학교 논문집, 제36집, pp. 19-29, 2007.
[8] 김재열, 윤성운, 김명윤, 마상동, “근적외선 분광기술을 이용한 휴대용감귤 당도 선과기 성능특성에 관한 연구,” 한국공작기계학회 논문집, 제15권, pp. 1-6, 2006.
[9] 마상동, 근적외선 분광기술을 이용한 비파괴 과일 선별 시스템 개발, 조선대학교 박사학위논문, 2011.
[10] 이병선, 구상훈, 이은주, “YIQ기법과 위치 정보를 이용한 과일의 결점 검출 및 등급 분류,” 한국정보기술응용학회, 2003년도 춘계학술대회, pp. 381-387, 2003.
[11] 임동훈, “통계적 영상처리를 이용한 과일 선별 시스템 개발,” 응용통계연구, 제16권, 제1호, pp. 129-140, 2003.
[12] R.L. Graham, “An Efficient Algorithm for Determining the Convex Hull of a Finite Planar Set,” *Info. Proc. Lett.* 1, No. 1, pp. 132-133, 1972.
[13] D.C.S. Allison and M.T. Noga, “Some Performance Tests of Convex Hull Algorithms,” *BIT Numerical Mathematics*, Vol. 24, No. 1, pp. 2- 13, 1984.
[14] 장용철, 오무송, “영상에서 변형된 최소자승법을 이용한 타원 검출,” 정보처리학회지, 제4권, 제12호, pp. 3200-3210, 1997.
[15] M. Fischler and R. Bolles, “Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography,” *CACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381-395, 1981.
[16] M. Chum, “Enhancing RANSAC by Generalized Model Optimization,” *Proc. Asian Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 812-817, 2004.
[17] T. Sattler, B. Leibe, and L. Kobbelt, “Improving RANSAC’s Efficiency with a Spatial Consistency Filter”, *ICCV*, pp. 2090-2097, 2009.
[18] 신민준, 김도연, “흉부 MDCT 영상을 이용한 신체 장기의 단계별 분할,” 멀티미디어학회논문지, 제14권, 제11호, pp. 1383-1391, 2011.
[19] 이정진, 이호, 김정곤, 이창경, 신영길, 이윤철 이민선, “동작 MR 영상에서 비강체 정합과 감산 기법을 이용한 자동 전립선 분할 기법,” 멀티미디어학회논문지, 제14권, 제3호, pp. 348 -355, 2011.

**원 철 호**

1986년 3월～1992년 2월 경북대학교 전자공학과 학사
1993년 3월～1995년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 석사
1995년 3월～1998년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 박사
1998년 2월～1999년 11월 계명대학교 동산의료원 의공학교실 연구강사
1999년 11월～2002년 2월 Univ of Iowa, Dept. of Radiology, Post Doc. Fellow
2002년 2월～현재 경일대학교 첨단의료기학과 교수
관심분야 : 영상인식, 신호처리