

# 버섯 전후면과 꼭지부 상태의 자동 인식<sup>+</sup>

## Automatic Recognition of the Front/Back Sides and Stalk States for Mushrooms(Lentinus Edodes L.)

황 현\*                      이충호\*  
H. Hwang                      C.H. Lee

### SUMMARY

Visual features of a mushroom(Lentinus Edodes, L.) are critical in grading and sorting as most agricultural products are. Because of its complex and various visual features, grading and sorting of mushrooms have been done manually by the human expert. To realize the automatic handling and grading of mushrooms in real time, the computer vision system should be utilized and the efficient and robust processing of the camera captured visual information be provided. Since visual features of a mushroom are distributed over the front and back sides, recognizing sides and states of the stalk including the stalk orientation from the captured image is a prime process in the automatic task processing.

In this paper, the efficient and robust recognition process identifying the front and back side and the state of the stalk was developed and its performance was compared with other recognition trials. First, recognition was tried based on the rule set up with some experimental heuristics using the quantitative features such as geometry and texture extracted from the segmented mushroom image. And the neural net based learning recognition was done without extracting quantitative features. For network inputs the segmented binary image obtained from the combined type automatic thresholding was tested first. And then the gray valued raw camera image was directly utilized.

The state of the stalk seriously affects the measured size of the mushroom cap. When its effect is serious, the stalk should be excluded in mushroom cap sizing. In this paper, the stalk removal process followed by the boundary regeneration of the cap image was also presented.

The neural net based gray valued raw image processing showed the successful results for our recognition task. The developed technology through this research may open the new way of the quality inspection and sorting especially for the agricultural products whose visual features are fuzzy and not uniquely defined.

---

+ 본 연구는 1993~1994년도 한국과학재단 연구비 지원에 의하여 수행되었음.

\* 성균관대학교 생명자원과학대학 농업기계공학과

## 1. 서론

컴퓨터 관련 하드웨어의 저가격화 및 기능향상에 힘입어 지난 50년대 이후 발전을 거듭해온 컴퓨터시각 기술은 작업 대상체 및 주변환경의 인식이 요구되는 공정제어 및 자동화 분야에 있어 그 적용연구가 활발히 이루어지고 있다.<sup>(5)</sup> 컴퓨터시각 기술을 성공적으로 적용하기 위해서는 대상 및 작업의 특성을 필히 고려하여야 한다. 개체의 특성이 복잡하고 등급간 경계가 정량적으로 애매모호한 생물자원을 다루는 경우는 정밀한 계측도 중요하지만 일반적으로 입력정보를 일반화하는 기능 그리고 불완전하거나 왜곡된 정보도 무리없이 처리할 수 있는 시스템의 안정성이 특히 요구된다.

본 연구에서는 컴퓨터시각 시스템을 이용한 표고의 자동 등급판정 및 선별 그리고 핸들링 작업을 구현하기 위한 기초연구로서 표고의 전후면 및 꼭지부 상태를 자동으로 인식할 수 있는 효율적 알고리즘을 개발하였다. 일반적으로 컴퓨터시각 시스템에 의한 형상인식은 측정정보에 의거한 대상체의 기술 또는 분류를 의미한다. 형상인식에 관한 연구는 형상의 특징을 정량화한 후 통계학적으로 접근하는 방법과 형상을 구성하는 특징들간의 상호관계를 구조적으로 분석하거나 취합하여 계층적으로 형상을 기술하는 구조적 접근 방법에 대한 연구가 주를 이루어 왔다.<sup>(9)</sup>

최근 생물학적 신경계의 정보저장 및 처리 기능을 부분적으로 대체할 수 있는 시스템으로서 신경회로망의 연구가 언어인식, 형상인식, 시스템제어, 정보모델링, 최적화 등 여러 분야에서 활발하게 진행되고 있다.<sup>(10)</sup>

표고의 등급판정을 자동화하기 위한 연구로서 황 등은<sup>(2,3)</sup> 표고의 등급판정에 영향을 미치는 외관특징들을 분석하였고 이들 외관특징들을 입력 영상으로부터 추출하여 정량화한 후 신경회로망에 입력시켜 학습시킴으로써 표고의 등급을 분류하는 연구를 수행하였다. 전후면의 구별이 없

이 무작위로 공급되는 표고의 등급을 자동으로 판정하고 선별하기 위해서는 표고 갖의 전후면에 대한 인식이 우선적으로 필요하다. 표고의 경우, 등급에 영향을 주는 대표적 외관 특징들, 즉 갖 전면의 무늬, 크기 그리고 후면 갖의 말린 모양과 내피의 상태 등이 갖의 전후면으로 분포하기 때문에 이들을 검출하기 위해서는 전후면의 인식이 반드시 선행되어야 하며 그에 따른 특징인자들의 추출 알고리즘이 개발되어야 한다.

특히 꼭지부가 갖 바깥으로 돌출하였는지의 여부 및 꼭지부의 상태는 갖의 크기, 전면의 무늬모양 및 후면 갖의 말린양과 내피상태를 측정하는데 큰 영향을 미친다. 따라서 표고의 등급판정 및 선별자동화를 구현하기 위해서는 갖의 전후면에 따른 꼭지부 위치에 대한 효율적 인식기술의 개발이 선행되어야 한다.

입력되는 영상에서 배경을 분할하여 얻어지는 표고영상은 갖과 꼭지부로 구성되는데 갖의 크기와 무늬를 추출하기 위해서는 꼭지부와 갖을 다시 분할하여야 한다. 꼭지부는 갖 후면의 내피 중심으로부터 대개는 갖 바깥쪽으로 치우쳐 위치하게 되는데 이차원 평면영상의 경우, 갖의 전면에서 보면 꼭지부가 갖 바깥으로 돌출한 경우에 한하여 갖과 꼭지부의 분할이 필요하게 된다. 또한 후면 갖의 말린 모양과 내피의 상태를 검출하기 위해서는 내피의 중심으로부터 꼭지부가 치우친 방향을 인식하여 꼭지부에 의해 가려진 부위를 제외한 나머지 부분만을 고려하여 외관 특징을 추출하여야 한다.

농산물의 꼭지 및 돌출부 위치를 효율적으로 검색하는 방법으로서 모멘트 불변(moment invariant) 특징점이나 중간축 변환(medial axis transformation)에 의한 형상인식 방법이 있으나 체인코딩에 의한 방식이 연산시간이나 기억용량 측면에서 유리하다<sup>(6)</sup>. Langers<sup>(4)</sup>는 뿌리가 있는 구근식물의 식부와 관련하여 봉우리의 위치인식을 위한 연구를 컴퓨터시각 시스템을 이용하여 수행하였다. 이를 위하여 두가지 방법을 제시하였는데, 하나는 도심점과 대상체의 경계를 구성

하는 화소의 좌표를 이용하여 최대 및 최소반경으로써 돌출부의 위치를 결정하였다. 이 방법은 대상체의 형상에 따라 도심의 위치가 상대적으로 이동하게 되어 표고의 경우에는 돌출 꼭지부의 위치검출에 오차가 생길 수 있다.

다른 하나는 일정 갯수의 경계화소를 설정하고 설정한 화소수가 경계를 따라 갖는 길이와 설정화소의 구간을 잇는 직선길이와의 비를 이용하여 돌출부의 위치를 결정하였다. 이 방법은 설정구간의 범위에 따라 연산시간이 다소 길어지는 단점이 있고 마찬가지로 경계선의 굴곡변화에 따라 적정구간을 설정해야 하는 문제점이 있다. 두 방법 모두 대상체의 경계가 갖는 기하학적 특성에만 의존하기 때문에 갓 바깥으로 돌출한 꼭지부를 판별하는 표고의 경우 갓의 형태가 다소 심하게 일그러진 경우에 대처하기 위해서는 알고리즘의 보완이 따라야 한다.

Wolfe<sup>(11)</sup> 등은 Blueberry와 Cherry Pepper에 대하여 체인코딩을 통하여 추출한 경계에서의 각도를 달린 패턴을 가지고 꼭지부 인식실험을 실시하였다. 체인코딩의 경계화소를 분할하여 얻은 각 경계구간을 호(arc)로서 규정하여 곡률각(K-slope)을 비교하는 알고리즘을 개발하였다. 이 또한 대상체의 경계가 갖는 기하학적 특성에만 의존하는 단점을 갖는다.

Sarkar<sup>(7,8)</sup> 등은 자동으로 이송되는 토마토 포장기계에서 모든 토마토가 한방향으로 위치하도록 토마토의 꼭지부와 봉우리의 위치검출에 대한 연구를 연구 수행하였다. 여기서는 손상된 부위, 꼭지부 및 봉우리부와 토마토의 표피사이를 경계로 이치화한 투영영상을 라인스캔하여 밝기의 경사도를 비교하는 방법을 사용하여 꼭지부, 봉우리부, 손상부위를 검출하였다. 하지만 토마토의 표피색상이 다양하여 이치영상에 의한 경사도 측정으로써 손상된 부위와 꼭지 또는 봉우리의 위치를 검출하는데 문제점이 있었다.

본 연구에서는 다양한 형상을 가진 버섯영상의 전후면 및 꼭지부의 상태를 인식하는 효율적인 방법을 개발하기 위해 우선 체인코딩에 의하

여 기하학적 정보를 추출하였고 여기에 표고 갓의 다양한 형상으로부터 실험적으로 산출한 규칙을 복합하여 알고리즘을 개발한 후 이를 시험하였다. 또한 혼합형 자동이치화에 의하여 변환시킨 표고영상을 신경회로망에 직접 입력시켜 컴퓨터로 학습함으로써 인식토록 하였다. 최종적으로 카메라로부터 들어오는 다치의 표고영상을 직접 신경회로망으로 처리하여 인식토록 하는 연구를 수행하였다. 이들 알고리즘의 일부는 실험데이터에 의거하여 추론적인 방법으로 설정하였다.

## 2. 연구내용 및 결과

컴퓨터시각 시스템은 흑백 CCD카메라(PULNIX TM745E), 영상처리보드(ITECH PcVision Plus), IBM 호환 486-DX2/66 컴퓨터 등으로 구성하였다. 입력 표고영상에 대한 전후면 및 꼭지부 위치인식은 영상의 기하학적 특징추출 및 통계학적 방법에 의한 정량화한 표피상태를 이용하여 추론한 인식규칙을 개발하였다. 하지만 정량적 정보에 의한 통계학적 인식기술은 처리시간, 알고리즘의 복잡성, 전처리 결과에 대한 외관 특징값들의 높은 의존성 등의 단점을 갖는다. 이러한 단점들을 극복하기 위해 카메라 입력영상을 혼합형 자동이치화에 의하여 변환시킨 이치 표고영상을 외관특징의 추출 및 정량화 과정없이 신경회로망에 직접 입력시켜 학습함으로써 인식하도록 하였다.

최종적으로는 카메라로부터 들어오는 다치의 표고영상을 직접 신경회로망으로 처리하여 인식토록 연구를 수행하였다. 회로망에 입력되는 영상의 범위는 원도우확장에 이은 영상이치화 및 체인코딩을 통하여 얻은 대상체의 도심 및 경계좌표를 이용하여 설정하였다. 카메라로부터 입력되는 다치영상은 이치영상에 비하여 대상체에 대한 폭넓고 세부적인 정보를 제공하므로 이들 정보에 의거한 대상체인식은 보다 안정적이고 오인식의 가능성을 줄이게 된다.

또한 대상체와 배경을 분할하는 전처리 과정을 생략함으로써 전처리 과정이 갖는 오류를 피할 수 있고 외관특징들에 대한 추출 알고리즘이 따로 필요없이 실시간 인식이 가능하다. 본 논문에서 개발한 인식기술은 생물자원을 취급하는 농림축산분야에 대한 컴퓨터시각 기술의 적용에 큰 기여를 하리라 본다.

### 2-1. 전후면 인식

#### 가. 통계적 텍스처 분석에 의한 인식

혼합형 자동이치화 처리에 의해 표고 갖의 세부적 형상을 이치영상으로 변환하여 표현하고 이에 대한 통계적 텍스처 분석을 통하여 표고영상의 전후면 인식을 수행하였다. 혼합형 자동이치화의 개발적 과정은 다음과 같다. 입력영상의 히스토그램으로부터 윈도우 확장법에 의거하여 대상표고의 영역을 구하고, 구한 영역에서 두개의 극대점을 검출한다. 각 화소밝기에서 두 극대점을 잇는 직선으로부터 화소 빈도수까지의 최대거리, 즉 최대깊이를 탐색하여 이를 경계값으로 설정하고 이치영상으로 변환한다. 설정된 경계값으로부터 표피의 무늬영상을 효과적으로 추출할 수 있으며 이로써 표고의 등급에 따른 세부적 전후면 표피형상을 얻게 된다. 보다 자세한 처리내용은 황과 이의 연구논문<sup>(3)</sup>을 참고한다.

표피의 상태를 정량적으로 검색하기 위해 화소 간의 상대적 위치와 밝기를 고려한 통계적 텍스처 분석법을 이용하였으며 그림 1과 같은 경로 마스크를 설정하여 각 경로에 대한 텍스처 데이터를 비교하였다.

그림 2는 표고 등급 중에서 대표적인 화고, 구름화고, 동고, 향고, 향신을 각각 10개씩 경로 마스크에 따라 측정하여 평균한 화소값을 나타낸다. 여기서  $A_{11}$ ,  $A_{12}$ ,  $A_{21}$ ,  $A_{22}$ 는 각각 기준화소와 비교화소의 밝기가 (0,0), (0,255), (255,0), (255, 255) 인 횡수와 전체 스캔횟수와와의 백분율을 의미한다. 그림 1-(a)의 경로 마스크 1이 전후면 인식에 가장 적합한 것으로 나타났으며, 총 60개의 전후면 버섯영상에 대하여  $A_{11}=60$ 의 경계값을 기준으로 전후면 인식실험을 한 결과 88.3%의 정확도를 보였다. 혼합형 자동이치화 처리에 의해 변환되는 이치영상은 때때로 갓 후면영상의 말린부위와 꼭지부의 상태가 뒤엉켜 복잡한 경우 후면내피와 말린 부위의 경계가 불분명하게 되고 이로 인하여 부정확한 인식결과를 초래하였다.

#### 나. 국부 마스크 설정에 의한 인식

혼합형 자동이치화에 의해 표고의 표피영상을 추출한 후 국부 마스크를 설정하여 표피상태를 정량적으로 추출하여 버섯의 전후면 인식을 수행하였다. 그림 3은 사용된 국부 마스크와 검색 마스크의 선정을 보여준다. 윈도우확장에 의하여 얻어지는 이치 분할영상으로부터 갓 바깥으로 돌출한 꼭지부의 존재 및 제거 여부를 결정하는 전처리 결과에 의거하여 꼭지부의 제거 위치를 알고 있는 경우는 두개의 직사각형 마스크를 제거할 부위의 반대방향으로 설정하였다.

돌출 꼭지부가 없다고 판정이 된 경우에는 1차적으로 정사각형의 마스크를 도심을 중심으로 설정하여 4개 사분면에 대하여 화소밝기의 평균

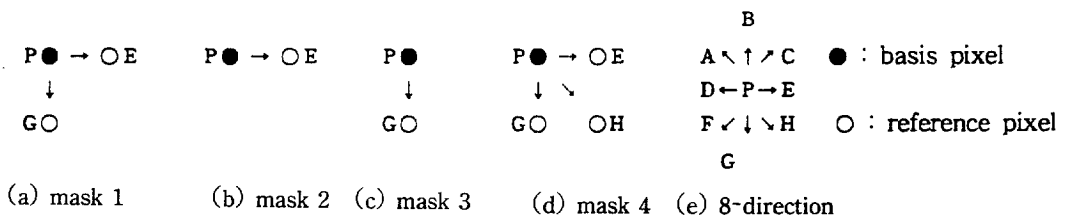






Fig. 1 Four types of path masks.

unit : %

Mask	Front	A11	A12	A21	A22	Back	A11	A12	A21	A22
1		46.1	2.9	3.7	23.8		68.1	2.0	3.0	11.7
2		51.7	10.5	10.3	27.5		69.8	7.4	6.7	16.2
3		54.3	8.0	8.1	29.7		71.5	5.6	5.5	17.4
4		43.5	2.6	3.3	20.6		63.8	1.2	2.2	11.8



(a) texture values of "Hwago"

unit : %

Mask	Front	A11	A12	A21	A22	Back	A11	A12	A21	A22
1		44.7	5.1	6.1	14.6		92.1	0.3	1.3	0.9
2		55.0	10.1	12.8	18.9		91.4	3.1	2.8	2.7
3		33.9	11.4	11.3	21.4		91.6	2.9	2.4	3.1
4		21.8	2.9	4.8	10.6		88.4	0.7	0.9	1.7



(b) texture values of "Gureum Hwago"

unit : %

Mask	Front	A11	A12	A21	A22	Back	A11	A12	A21	A22
1		48.9	3.9	5.9	13.9		92.3	0.4	1.4	1.2
2		56.4	11.6	12.8	17.8		91.9	3.0	2.5	2.6
3		58.7	10.6	10.4	20.3		92.7	4.4	2.1	3.1
4		45.1	2.6	4.8	10.8		89.2	0.6	1.0	1.2



(c) texture values of "Donggo"

unit : %

Mask	Front	A11	A12	A21	A22	Back	A11	A12	A21	A22
1		45.9	4.3	5.7	16.0		94.4	0.5	0.9	4.2
2		55.1	12.3	12.5	18.3		89.8	3.0	2.7	4.5
3		57.4	10.0	9.6	23.1		89.2	3.6	3.2	4.0
4		44.7	2.7	2.6	13.3		85.5	0.6	1.4	2.3

(d) texture values of "Hyanggo"

unit : %

Mask	Front	A11	A12	A21	A22	Back	A11	A12	A21	A22
1		50.3	3.9	7.3	8.9		73.8	1.6	3.6	7.6
2		54.7	14.7	14.3	16.2		76.9	6.6	6.6	10.0
3		57.4	12.1	12.0	18.6		78.1	5.4	5.0	11.6
4		41.5	3.0	8.6	8.1		70.2	1.3	2.9	7.4

(e) texture values of "Hyangsin"

Fig. 2 Average texture values of front and back side of 5 types of mushrooms.

값을 검색하였다. 평균값이 최대가 되는 사분면과 도심을 중심으로 대칭이 되는 사분면 영역에 두개의 직사각형 마스크를 설정하였다. 그림 4는 국부 마스크를 이용한 버섯의 전후면 인식결과를 보여준다. 알고리즘의 성능을 검증하기 위해서 총 60개의 버섯영상을 가지고 전후면 인식실험을 실시한 결과 86.7%의 인식율을 보였다. 자세한 알고리즘은 다음과 같다.

**(돌출 꼭지부가 있어 제거한 경우)**

단계 1 : 제거한 최대돌출 화소 좌표에서 도심좌표를 뺀 X와 Y값을 DX와 DY로 설정한다.

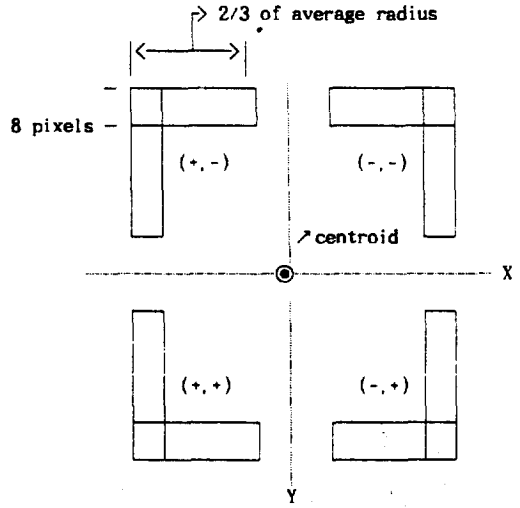
단계 2 : DX와 DY의 부호에 따라 도심점을 기준으로 평균반경의 1/3 위치에 두개의 직사각형 마스크를 90 각도로 설정하고 각 영역내의 화소의 평균밝기를 구한다.

단계 3 : 두 마스크 영역내 화소의 평균밝기가 어느 하나라도 0.8 이하인 경우는 전면으로 결정한다.(최대밝기 : 1 최소밝기 : 0)

**(돌출 꼭지부가 없는 경우)**

단계 1 : 평균반경의 1/2을 한변으로 갖는 정사각형 마스크를 도심을 기준으로 설정한다.

단계 2 : 정사각형 마스크를 4개의 분면으로 나눠서 각 분면 화소의 평균밝기를 비교한 후 가장 어두운 사분면을 꼭지가 있는 부분으로 설정한다.



(a) local mask

Sign of DX	Sign of DY	X Axis Scan Direction	Y Axis Scan Direction
+	+	-	-
+	-	-	+
-	+	+	-
-	-	+	+

(b) mask selection

Fig. 3 Local mask and mask selection for front and back side recognition.

단계 3 : 꼭지부가 제거된 경우의 직사각형 마스크를 이용한 루틴과 동일하게 검색을 수행한다.

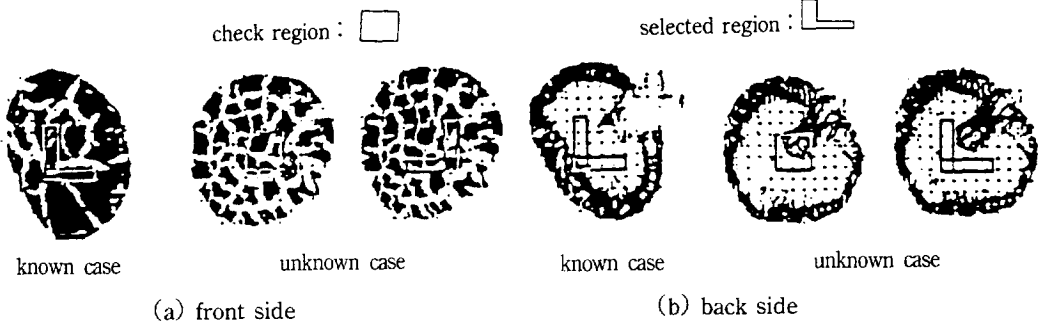


Fig. 4 Front and back side recognition via local mask.

다. 다치 입력영상을 입력으로 하는 신경회로 망 인식

신경회로망의 학습기능을 이용하여 전후면을 인식하도록 연구를 수행하였으며 오차역전파(Error Back Propagation : BP) 회로망을 사용하였다. 본 논문에서는 입력영상의 특징점을 추출함이 없이 영상자체를 회로망 입력으로 하여 표고의 전후면인식을 수행하였다. 회로망에 입력되는 영상은 다치영상으로 나타나는 원영상과 혼합형 자동이치화에 의하여 변환된 이치영상에 대하여 각각 인식실험을 수행하였다.

인간 뇌의 시각정보 처리기능을 살펴보면 입력영상으로부터 특징점을 추출하여 형상을 분류하고 인식하거나 영상의 특징을 명확하게 추출함이 없이 영상자체의 전체 특성을 가지고 형상을 인식하는 두가지 형태로 구분할 수 있으며 때로는 두기능이 복합적으로 작용하여 시각정보를 처리함을 알 수 있다. 뇌의 인식기능 및 구조에 대한 연구는 전세계적으로 활발히 수행되고 있으나 아직도 과학적으로 완전히 규명되지는 못한 상태이다.

입력영상의 특징점을 추출함이 없이 형상을 인식할 수 있다면, 컴퓨터시각을 이용한 대개의 인식시스템이 문제점으로 갖는 전처리 과정 즉 특징점 추출을 위한 복잡한 영상처리 알고리즘을 생략할 수 있고 처리시간의 절감을 통한 실시간 형상인식을 실현시킬 수 있어 그 효과는 매우 크리라 본다. 특히 생물자원을 다루는 농수축산분야의 작업은 시각정보를 정밀한 계측 못지않게 대략적이지만 안정적으로 형상을 인식하고 분류하는 것이 대단히 중요하다.

본 연구에서는 입력영상에 대한 직접적인 인식을 두가지로 나누어 수행하였다. 하나는 카메라로부터 입력되는 다치영상을 혼합형 자동이치화시켜 변환한 이치영상에 대하여 수행하였으며 다른 하나는 카메라로부터 입력되는 원래의 다치영상을 직접적으로 회로망에 입력시켜 형상을 인식토록 하였다. 혼합형이치화에 의하여 변환된 이치영상의 경우, 대상체가 갖는 정보가 다치

영상에 비해 줄어드는 단점이 있고 혼합형이치화 알고리즘의 결과에 따라 대상체의 정보가 왜곡되는 단점이 있어 표고의 전후면인식에 있어 실험결과 약간의 인식오차를 보임을 알 수 있었다. 혼합형이치화에 의한 이치영상에 대한 인식 실험의 자세한 내용은 본 논문에서는 생략하고 다치 입력영상을 이용한 인식과정 및 결과에 대하여만 언급한다. 이는 다치 입력영상에 대한 인식이 성공적으로 수행되는 경우, 변환 이치영상에 대한 인식은 무의미하다고 볼 수 있기 때문이다.

카메라로부터 입력되는 다치 입력영상을 이용한 회로망 학습은 그림 5와 같이 두개의 변환 입력구조로써 수행하였다. 하나는 버섯영상 전체가 포함되는 사각형을 가로와 세로 각 10개씩 도합 100개(10×10)의 격자로 나눈 입력구조로써 수행하였다. 다른 하나는 사각형을 8방향으로 분할하여 66개의 입력격자를 갖도록 하였다. 표고 전후면에 대한 인식실험을 각각의 입력구조에 대하여 수행하였으며, 각 격자로부터의 출력은 영역내 밝기의 평균값을 구한 후 0에서 1사이의 값으로 정규화하여 회로망에 입력하였다. 다치영상의 경우 조명에 따라 영상전체의 밝기가 변화하므로 측정시 측정원도우내 화소의 평균밝기를 구하여 학습초기에 설정한 밝기에 준하여 입력영상의 보정을 해줌으로써 보다 안정적인 입력데이터를 추출하도록 하였다.

학습은 전후면 40개의 버섯 영상을 가지고 수행하였다. 100개의 격자로 이루어진 사각형 입력구조와 8방향으로 66개의 격자를 갖는 입력구조에 대한 회로망의 미지 및 출력층의 처리요소수는 각각 10과 1로 동일하게 설정하였고 모멘텀계수( $\alpha$ )는 0.9, 학습율( $\xi$ )은 0.7 그리고 전체 시스템의 정규 허용오차는 0.0001로 설정하였다. 전후면의 인식실험은 먼저 학습에 사용된 40개의 샘플을 다시 영상처리를 통하여 새롭게 데이터를 입력받아 인식율을 평가하였으며 사각형 입력구조와 8방향 입력구조 모두 100%의 인식 결과를 나타냈다. 또한 학습의 일반화효과에 의





증가시키고 3개 화소를 감소시켜 얻는 두 화소를 잇는 선분의 길이  $l_0$ 를 초기 기준길이로 하여 도심과  $l_0$ 의 중앙점 사이의 거리가 평균반경의 1.6배 보다 클 경우 꼭지부의 제거범위를 결정하고 그렇지 않으면 꼭지부 제거를 하지 않는다.

<제거범위의 결정>

초기  $l_0$ 를 이루는 양단의 화소로부터 다시 3개 화소를 양방향으로 증감시켜 얻는 선분의 길이  $l_1$ 을 구해 비교하며 순차적으로  $l_i$ 와  $l_{i+1}$ 을 비교하여 꼭지부의 제거범위를 결정한다.  $l_{i+1}$ 이  $l_i$ 보다 1.5배 이상이 되고 또한 도심과  $l_{i+1}$ 의 중앙점 사이의 거리가 평균반경 보다 작은 경우에는  $l_i$ 를 이루는 양단의 경계화소를 제거범위로 결정한다.

단계 4 : 단계 3에서 꼭지부 제거범위가 결정되면 최종적으로 꼭지제거 루틴을 수행한다. 제거범위로 설정된  $l_k$ 의 시작과 끝 화소를 각각  $P_2$ 와  $P_3$ 라 하면 꼭지부의 제거에 따른 갓 경계부의 재생을 위해 단계 5의 곡선생성 루틴에 필요한  $P_1$ 과  $P_4$  화소를 아래와 같이 설정한다.

$$P_1 = P_2 - INT$$

$$P_4 = P_3 + INT$$

INT = 설정된 탐색구간의 1/4에 해당하는 화소수

단계 5 :  $P_1, P_2, P_3$ , 그리고  $P_4$  네개의 점을 가지고 곡선생성 알고리즘인 Overhauser 루틴을 수행하여 갓의 새로운 경계부를 재생한다.

꼭지부의 제거성능을 시험하기 위해서 모두 60개의 버섯을 영상처리를 통하여 실험한 결과 6개의 버섯에 대해서 오인식하였으며, 90%의 인식율을 보였다. 돌출 꼭지부가 있는 경우는 모두 인식하였으나 돌출 꼭지부는 없으나 갓의 모

양이 비정상적으로 불규칙한 버섯에 대해서 꼭지부로 오인되어 꼭지부가 제거되었다.

나. 전면의 다치 입력영상을 입력으로 하는 신경회로망 인식

신경회로망 학습은 그림 6과 같이 버섯영상 전체가 포함되는 사각형으로부터 가로와 세로 각각 10개씩 도합 100개 격자를 구성하여 입력시키는 구조와 8방향으로 분할한 66개의 입력격자를 가진 구조로 하여 각각 수행하였으며, 표고 전후면 인식에서와 마찬가지로 각 격자의 평균 밝기를 정규화하여 입력하였다.

학습은 버섯을 45° 간격으로 회전시켜 두가지 패턴의 입력구조에 대해 총 100개의 학습패턴을 가지고 수행하였다. 출력은 돌출한 꼭지부의 위치를 8분면으로 나누어 출력토록 하였고 돌출 꼭지부가 없는것을 합하여 모두 9개의 다른 출력을 할 수 있도록 4개의 처리요소로서 출력층을 구성하였다. 미지층의 처리요소는 15개로 하였고 모멘텀계수( $\alpha$ )는 0.6, 학습율( $\xi$ )은 0.1 그리고 전체 시스템의 정규 허용오차는 0.00001로 설정하였다.

회로망의 출력벡터  $O_{net}$ 는 출력층의 4개 처리요소의 출력 즉 0.1과 0.9의 조합에 의해 설정하였으며 처음의  $O_1$ 은 돌출 꼭지부의 유무를, 그리고  $O_2, O_3, O_4$ 의 조합에 의해 돌출 꼭지부의 방향을 나타내도록 하였다.

$$O_{net} = [O_1, O_2, O_3, O_4]$$

그림 6은 회로망의 구조와 표고영상의 입력영역을 보여준다. 100개의 표고 입력영상 샘플 중에서 80개는 꼭지부가 존재하는 것을 사용하였고 나머지 20개는 꼭지부가 없는 것을 사용하였다. 100개 버섯을 학습한 후에 학습에 사용된 버섯에 대한 인식 실험결과는 두가지 방식에 대해 모두 100%로 나타났으며 미지입력에 대한 회로망의 일반화 효과를 검증하기 위해서 미학습된 버섯영상 60개를 입력한 결과, 두가지 입력방법 모두 2개를 제외하고 모두 성공적으로 인식하여 96.7%의 인식결과를 보였다. 오인식된 버섯의

경우, 갓과 돌출 꼭지부의 형상이 매우 비정상적인 애매한 형상을 가지고 있었다. 두 방법 모두 처리시간에 있어 거의 차이가 없으나, 회로망의 입력노드, 연결구조 및 처리시간을 고려할 때 8 방향의 격자입력 구조가 보다 유리하다고 할 수 있다.

해 버섯후면의 영상으로부터 꼭지부의 위치를 인식할수 있도록 신경회로망 학습에 의한 인식을 마찬가지로 수행하였다. 회로망 학습은 전절과 동일한 입력구조를 가지고 수행하였으며 그림 7은 회로망 구조와 입력영역을 보여준다.

학습은 버섯을 45° 간격으로 회전시켜 두종류

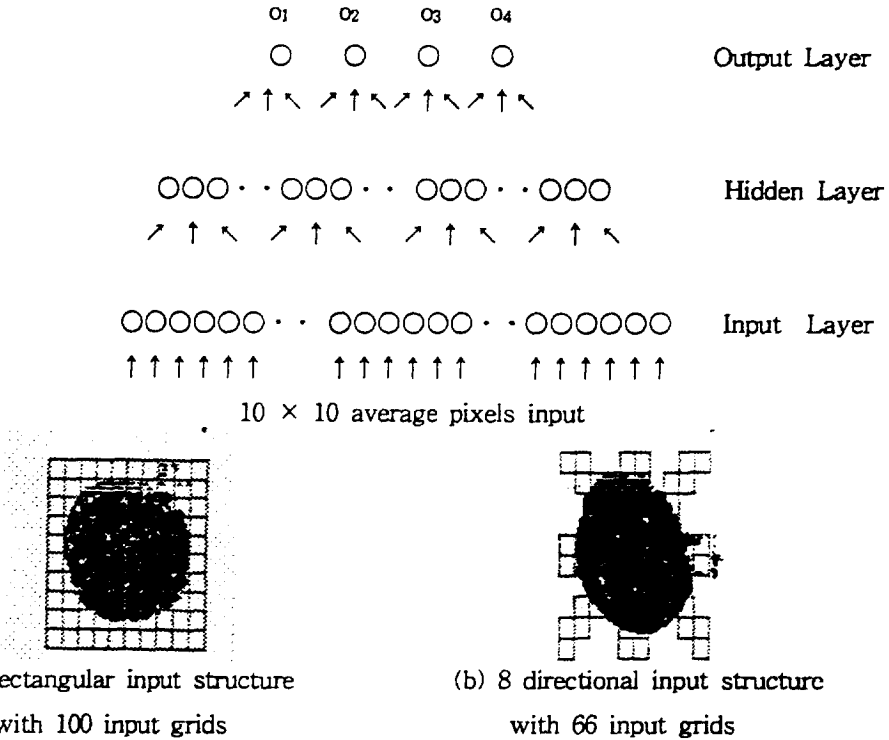


Fig. 6 Network and input image structure for stalk recognition in the front side of the mushroom.

다. 후면의 다치 입력영상을 입력으로 하는 신경회로망 인식

돌출 꼭지부의 위치는 입력영상이 전면인지 후면인지에 상관없이 검출이 가능하다. 버섯 후면영상의 경우 잘라진 꼭지가 내피 중심으로부터 대개는 어느 한쪽으로 치우쳐 있으므로 끝단의 말린 양을 측정하고 내피상태를 검색하기 위해서는 꼭지부가 있는 영역은 검색영역에서 제외시켜야 정확한 측정을 수행할수 있다. 이를 위

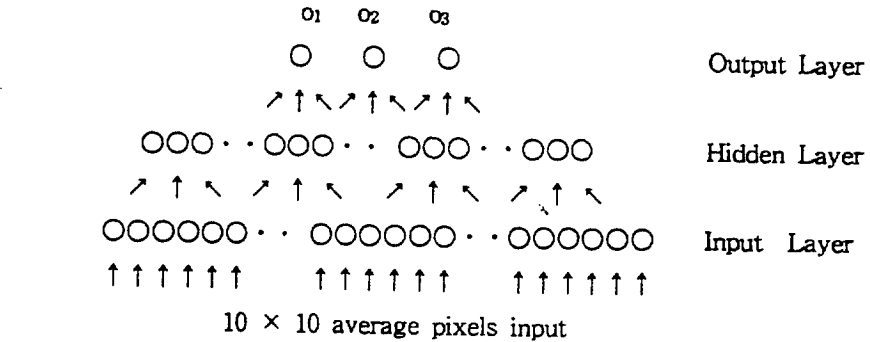
의 입력구조에 대하여 총 100개의 학습패턴을 가지고 수행하였으며 미지 및 출력층의 처리요소는 사각형 입력구조에 대하여 각각 20개와 4개로 하였고 모멘텀계수( $\alpha$ )는 0.4, 학습율( $\xi$ )은 0.1 그리고 전체 시스템의 허용오차는 0.001로 설정하였다. 그리고 8방향 입력구조에 있어서 미지 및 출력층의 처리요소는 15개와 4개로 하였고 모멘텀계수( $\alpha$ )는 0.7 학습율( $\xi$ )은 0.2 그리고 전체 시스템의 허용오차는 0.0001로 설정하

였다.

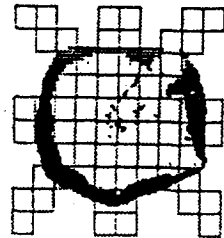
100개의 입력샘플중에서 80개는 들출 꼭지부가 존재하는 것을 그리고 나머지 20개는 꼭지부가 존재하지 않는 버섯을 사용하였다. 100개 버섯을 학습한 후에 학습에 사용된 버섯에 대한 인식 실험결과는 두가지 방식에 대해 모두 100%로 나타났으며, 미지입력에 대한 회로망의 일반화효과를 또한 검증하기 위해서 미학습된 버섯영상 60개를 입력한 결과, 두가지 입력구조에 대해 각각 93.3%와 96.7%의 인식결과 즉 4개와 2개를 각각 잘못 인식하였다. 이 경우 8방향의 격자입력 구조가 보다 나은 인식율을 보였다.

다. 생성되는 경계선의 곡률을 결정하는 양단 경계점의 전후 화소좌표는 양단 경계점에서 전후로 일정한 영역만큼 이동시켜 설정하였다.

Overhauser 곡선은 그림 8-(a)의 화소점  $P_1, P_2, P_3, P_4$ 를 이용하여  $P_1$ 과  $P_2$  사이 그리고  $P_3$ 와  $P_4$  사이 구간을 2차곡선으로 정의하고 이들 곡선을 융합하여  $P_2$ 와  $P_3$  사이의 영역에 대하여 매 개변수  $t$ 에 대한 3차곡선을 생성한다. 그림 8-(b)는 실제로 연결되는 과정을 그래픽으로 처리한 결과이다. 매개변수  $t$ 의 증분은 제거영역 즉  $P_2$ 와  $P_3$  간의 X, Y 방향 화소차의 합으로서 나는 값으로 하였다. Overhauser 곡선을 생성하는 행



(a) rectangular input structure with 100 input grids



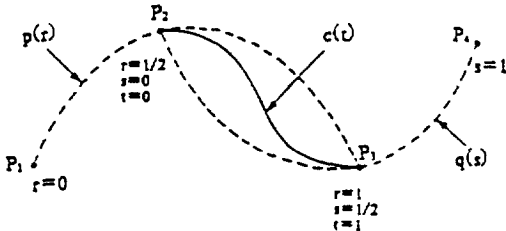
(b) 8 directional input structure with 66 input grids

Fig. 7 Network and input image structure for stalk recognition in the back side of the mushroom.

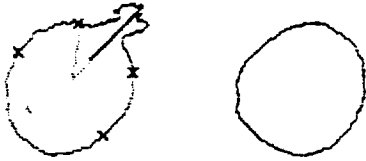
라. 꼭지부 제거에 따른 갓 경계부의 복원 꼭지가 제거된 부분의 경계생성은 갓 경계를 이루는 화소들 사이의 곡률의 연속성을 고려하여 Overhauser 곡선생성 알고리즘을 적용하였

렬식은 다음과 같으며 매개변수  $t$ 는 0과 1의 범위를 갖는다.

$$C(t) = [t^3 \ t^2 \ t \ 1] \begin{matrix} -1/2 & 3/2 & -3/2 & 1/2 & P_1 \\ 1 & -5/2 & 2 & -1/2 & P_2 \\ -1/2 & 0 & 1/2 & 0 & P_3 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & P_4 \end{matrix}$$



(a) Overhauser curve generation



(b) graphic display for boundary regeneration after the stalk removal

Fig. 8 Stalk removal and cap boundary regeneration.

### 3. 결론

본 연구에서는 컴퓨터시각 시스템에 의하여 표고의 등급판정 및 선별을 자동화하는데 있어 필수적으로 선행되어야 하는 표고 입력영상의 전후면 및 꼭지부 위치인식을 위해서 다양한 알고리즘을 제시하였고 이들 알고리즘에 대한 인식성능 검증을 통하여 각 알고리즘이 갖는 장단점을 분석하였다. 표고 입력영상으로부터 추출하여 정량화한 경계부의 기하학적 특징점들 및 표피상태에 대한 정량적 정보에 근거한 인식기술은 실험적 추론에 의하여 인식규칙을 보완하였지만 갓 및 꼭지부의 복잡하고 불규칙한 형상

및 다양한 표피상태로 인하여 불안정한 인식결과를 보여주었다.

실제로 단 한개의 표고도 다른 표고와 똑같은 형상 특징을 갖지 않는 것을 볼 때 농산물의 등급판정 및 선별은 입력영상으로부터 대상체 외관의 정량적 특징값을 추출하여 형상을 인식하는 데에는 추출 알고리즘의 안정성 및 특징값간의 경계설정 한계가 있으며, 대상체의 애매모호성을 실험적 추론에 의거하여 뚜렷한 규칙으로 표시하는 데에는 문제가 있음을 알 수 있었다.

본 논문에서는 정량적 특징에 의한 인식 알고리즘의 한계를 극복하기 위해 인간의 신경구조와 정보처리 기능을 근사적으로 모델링한 신경회로망 기법을 적용하여 컴퓨터학습에 의하여 외관의 특징점을 추출함이 없이 형상을 인식하는 기술을 제시하였고 인식성능을 검증하였다.

회로망에 입력되는 영상으로써 다치영상으로 나타나는 원영상과 혼합형 자동이치화에 의하여 변환된 이치영상에 대하여 각각 인식실험을 수행하였다. 혼합형이치화에 의하여 변환된 이치영상의 경우, 대상체가 갖는 정보가 다치영상에 비해 줄어드는 단점이 있고 혼합형이치화 알고리즘의 성능에 따라 대상체의 정보가 왜곡될 수 있는 단점이 있어 표고의 전후면 인식에 있어 약간의 인식오차를 보임을 알 수 있었다.

카메라로부터 입력되는 다치 입력영상을 이용한 회로망 학습은 두개의 변환 입력구조 즉 버섯영상 전체가 포함되는 사각형을 가로와 세로 각 10개씩 도합 100개(10×10)의 격자로 나눈 입력구조와 사각형을 8방향으로 분할하여 66개의 입력격자를 갖는 입력구조로써 수행하였다. 표고 전후면에 대한 인식실험 결과 전후면 40개의 버섯 영상을 가지고 학습한 신경회로망은 학습에 사용된 40개의 샘플에 대한 새로운 영상처리 정보에 대하여 사각형 입력구조와 8방향 입력구조 모두 100%의 인식결과를 보여 주었다. 또한 학습의 일반화 효과에 의한 인식성능의 검증결과, 학습에 사용되지 않은 미지의 버섯 60개에 대하여 두 입력구조 모두가 100%의 인식율

을 보였다.

버섯 전면에 대한 꼭지부 위치 인식은 돌출 꼭지부가 존재하는 80개의 버섯과 존재하지 않는 20개의 버섯 도합 100개의 표고 입력영상 샘플에 의한 학습결과 학습에 사용된 버섯에 대한 인식 실험결과는 두가지 방식에 대해 모두 100%로 나타났으며 미학습된 버섯영상 60개에 대해서는 두가지 입력방법 모두 2개를 제외하고 모두 성공적으로 인식하여 96.7%의 인식 결과를 보였다.

버섯 후면에 대한 꼭지부 위치 인식 역시 돌출 꼭지부가 존재하는 80개의 버섯과 존재하지 않는 20개의 버섯 도합 100개의 표고 입력영상 샘플에 의한 학습결과 학습에 사용된 버섯에 대한 인식 실험결과는 두가지 방식에 대해 모두 100%로 나타났으며, 미학습된 버섯영상 60개에 대해서는 두가지 입력구조에 대해 각각 93.3%와 96.7%의 인식결과 즉 4개와 2개를 각각 잘못 인식하는 결과를 보였다. 따라서 표고의 전후면 및 꼭지부 상태인식에 있어서 8방향의 격자구조가 보다 효율적인 입력구조임을 알 수 있었다.

꼭지부 위치의 인식결과에 의거하여 갓의 크기 및 후면 갓의 말린 양과 내피상태를 추출하였다. 돌출 꼭지부의 제거와 그에 따른 갓 경계부의 복원은 Overhauser 꼭선생성 알고리즘을 이용하였으며 내피상태 및 후면 갓의 말린 양 측정은 꼭지부가 위치한 방향의 8분면과 인접한 좌우 8분면을 제외한 영역에서 수행하도록 하였다.

신경회로망의 계층적 선형 입력구조 및 학습을 통하여 카메라로부터의 다차원 입력영상에 대한 직접적인 영상인식을 성공적으로 수행하였다. 본 논문에서 제시한 입력영상의 특징점을 추출함이 없이 영상을 인식할 수 있는 기술은 컴퓨터시각을 이용한 대개의 인식시스템이 문제점으로 갖는 전처리과정 즉 특징점 추출을 위한 복잡한 영상처리 알고리즘을 생략할 수 있을뿐만 아니라 처리시간의 절감을 통한 실시간 영상인식을 실현시킬 수 있어 그 효과는 매우 크

리라 기대된다. 특히 생물자원을 다루는 농수축산 분야의 경우 대상체의 물성정보를 정밀하게 예측하는 것 못지않게 애매모호한 정보를 대략적이지만 안정적으로 처리하는 것이 등급판정 및 선별작업에 있어 대단히 중요하기 때문이다.

### 참 고 문 헌

1. Gonzalez, R.C. and P. Wintz, 1987, "Digital image processing", 2nd edition, Addition Wesley, pp 414-417.
2. Hwang, H., C.H. Lee and Y.K. Lee, 1993, "Automatic visual feature extraction and measurement of mushroom(Lentinus Edodes L.)", ICAMPE 93' Oct.19-22, pp : 1232-1243.
3. Hwang, H., C.H. Lee and J.H. Han, 1993, "Neuro-net based automatic sorting and grading of a mushroom(Lentnus Edodes L.)", ICAMPE 93' Oct. 19-22, pp : 1243-1253.
4. Langers, R.A., 1991, "Locating the growing-point of flower bulbs with computer vision", CEMAGREF : pp 111-121.
5. Masakazu, F., 1990, "Machine vision technology : past, present, and future", IEEE IROS 90' : pp XXIX-XXXX.
6. Pavlidis, T., 1978, "A review of algorithm for shape analysis", computer graphics and image processing, (7) : pp 243-258.
7. Sarkar, N., and R.R. Wolfe, 1985, "Feature extraction techniques for sorting tomatoes by computer vision", Transactions of the ASAE 28(3) : pp 970-979.
8. Sarkar, N., and R.R. Wolfe, 1985, "Computer vision based system for quality separation of fresh market tomatoes", Transactions of the ASAE 28(5) : pp 1714-1718.
9. Schalkoff, R., 1992, "Pattern recognition :

statistical, structural and neural approaches", John Wiley & Sons, Inc.

10. Widrow, B. 1987. DARPA neural network study, AFCEA Int. Press

11. Wolfe, R.R. and W.E. Sandler, 1985, "An algorithm for stem detection using digital analysis", Transactions of the ASAE 28(2) : pp 641-644.