

오이수확로봇의 영상처리를 위한 형상인식 알고리즘에 관한 연구

민병로¹ · 임기택² · 이대원^{1*}

¹성균관대학교 바이오메카트로닉스학과, ²서울대학교 농업생명과학대학

The Research of Shape Recognition Algorithm for Image Processing of Cucumber Harvest Robot

Byeong-Ro Min¹, Ki-Taek Lim², and Dae-Weon Lee^{1*}

¹Dept. of Bio-Mechatronic Engineering, Sungkyunkwan National University, Suwon 440-746, Korea

²Dept. of Biosystems & Biomaterials Science and Engineering, Seoul National University, Seoul 151-742, Korea

Abstract. Pattern recognition of a cucumber were conducted to detect directly the binary images by using thresholding method, which have the threshold level at the optimum intensity value. By restricting conditions of learning pattern, output patterns could be extracted from the same and similar input patterns by the algorithm. The algorithm of pattern recognition was developed to determine the position of the cucumber from a real image within working condition. The algorithm, designed and developed for this project, learned two, three or four learning pattern, and each learning pattern applied it to twenty sample patterns. The restored success rate of output pattern to sample pattern form two, three or four learning pattern was 65.0%, 45.0%, 12.5% respectively. The more number of learning pattern had, the more number of different out pattern detected when it was conversed. Detection of feature pattern of cucumber was processed by using auto scanning with real image of 30 by 30 pixel. The computing times required to execute the processing time of cucumber recognition took 0.5 to 1 second. Also, five real images tested, false pattern to the learning pattern is found that it has an elimination rate which is range from 96 to 98%. Some output patterns was recognized as a cucumber by the algorithm with the conditions. the rate of false recognition was range from 0.1 to 4.2%.

Key words : auto scanning, learning pattern, output pattern real image

서 론

컴퓨터 시각장치에 의한 3차원 정보를 획득하기 위한 연구가 최근에 많이 수행되어지고 있으며, 그 중에서 가장 일반적인 방법은 사람의 눈과 비슷한 구조를 가진 스테레오 시각을 이용한다. 한 대의 카메라를 통해 얻어지는 3차원 형상 정보는 3차원 대상체가 2차원 평면상에 투사되어 얻어진 정보이므로 대상체가 갖는 3차원 공간 정보를 얻기 위한 접근법이 필요하다(Ollis와 Stenz, 1997; Naoshi 등, 1998). 스테레오 비전(stereo vision)은 각각의 카메라를 통하여 2차원 영상을 얻고 이들간에 삼각측량법을 이용하여 3차원

정보를 검출하는 것이다.

로봇 개발을 위해 대상체의 외형에 대한 연구 개발이 진행되고 있다. 또한 대상체를 인식하고 파지하기 위한 연구도 수행하였다(Shimizu와 Heins, 1995). 원격작업 지시를 하기 위하여 대상체 인식 및 3차원좌표를 추출하기 위해 센서(Naoshi 등, 1996)와 알고리즘(Todd와 Hidenori, 1996; Telatar 등, 2007; Steve, 1997, Gopaldasamy와 Chandan, 1997; Paul 등, 1997)을 이용하고 있다.

오이수확 로봇 개발을 위한 영상처리 시스템은 수확할 대상체(오이)가 줄기나 잎의 색이 비슷하기 때문에, 칼라 카메라(Color camera)로는 과실을 식별하기가 불가능하다. 또한, 오이 영상은 대부분 잎에 의해 가려져 있기 때문에 오이에 대한 특징인자를 찾아내는 것이 현실적으로 어려운 실정이다.

*Corresponding author: daeweon@skku.edu
Received June 1, 2011; Revised June 10, 2011;
Accepted June 15, 2011

본 연구에서는 온실에서 재배되고 있는 오이를 검출하기 위하여 신경회로망 모델 중 구현이 간단하고 분류능력이 좋은 연상메모리 모델 중에서 동질연상 메모리를 이용하였다(Susan와 Young, 1998). 연상메모리는 패턴의 일부만이 주어지고 전체 패턴의 모습을 알고자 할 때 사용할 수 있다. 그러므로 불완전한 패턴이나 왜곡된(distorted)패턴이 제시되었을 때, 학습패턴에 대해서 완전한 출력패턴으로 유추할 수 있는 특징을 가지고 있다.

재료 및 방법

1. 실험재료

실험에 사용된 오이영상은 2007년 5~6월 사이에 재배된 영상을 이용하였다. 대부분의 영상은 Fig. 1(a)과 같이 오이와 잎이 혼재되어 있기 때문에 오이의 형상이 나타나지 않고, 잎과 오이에 대한 색상차이 및 특징인자를 구별하기가 어렵다. 따라서 Fig. 1(b)의 과병 부위를 인식대상으로 정하였다.

Fig. 2의 영상들은 오이의 형상정보를 인식하기 위한 실험재료이다. 그림에서 보는 바와 같이 실제영상은 대부분 잎과 줄기에 의해 오이를 구별하기가 용이하지

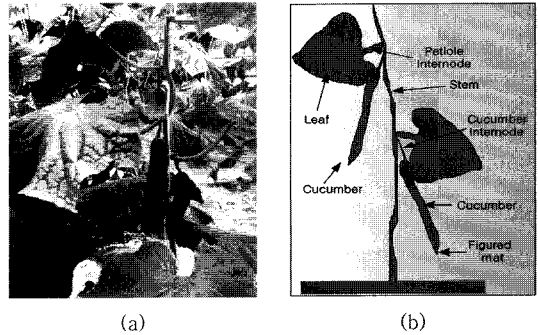


Fig. 1. Shape and structure of plant image from a side view. (a) Shape (b) Structure

않다.

2. 실험 장치

사용된 영상처리 시스템은 영상신호입력부, 영상처리부, 컴퓨터 및 영상출력부로 구성된다. 컬러 CCD카메라로부터 입력된 영상신호는 NTSC(RS-170) 형태의 아날로그 신호로 변환되어 컴퓨터에 저장된다.

입력 센서부에 해당하는 영상 입력장치로는 일본 Ikegami사에서 판매하는 ICD-703 모델로 4.8mm렌즈를 부착한 컬러 CCD 카메라 2대를 사용하였다. 본

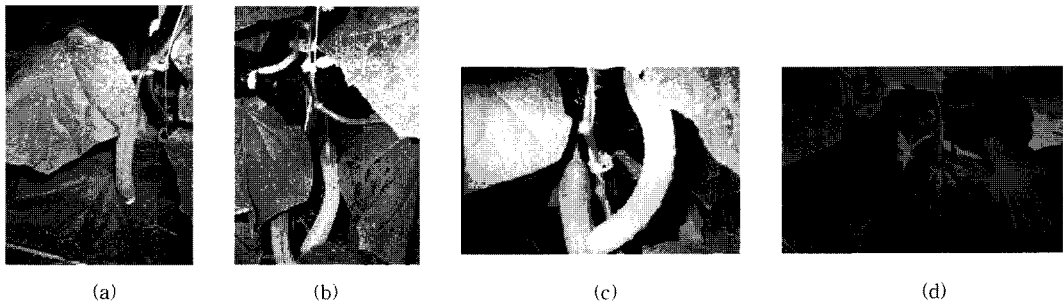


Fig. 2. Images of a cucumber for feature pattern detection. (a) Image for pattern detection of cucumber (b) Image for pattern detection of cucumber (c) Image for pattern detection of cucumber (d) Image for decision of pattern.

Table 1. Specifications of a CCD camera.

Item	Specifications
CCD camera (Model: ICD-703)	TV Image sensor Pixel elements Resolution S/N ratio
	NTSC standard 525Lines 60 Field/sec 2 : 1 1/3inch interline transfer CCD 771(H) × 492(V) 460TV Lines 50dB(AGC OFF)

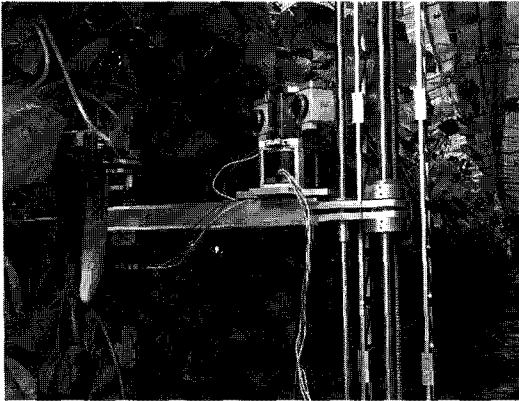


Fig. 3. 3D image processing system.

연구에서 사용된 카메라의 제원은 Table 1과 같다. Fig. 3은 오이수확로봇의 스텝모터로 구동되는 카메라를 나타낸 것이다.

3. 연상메모리

본 연구에서는 대상체(오이)를 인식하기 위한 방법으로 신경회로망 모델 중 구현이 간단하고 분류능력이 좋은 연상메모리 중에서 동질연상 메모리를 이용하였다.

Fig. 4는 선형연상기의 구조를 간단히 도식화한 그림이다. 패턴간의 연관성을 기억시키기 위한 학습단계는 순방향 신경망(Feed-forward network) 연상메모리 방식을 이용하였다. 여기서, 입력벡터 P와 연결강도 W의 관계에 얻은 출력벡터를 a라 하였고, 그 결과식은 아래와 같이 얻을 수 있다. 여기서, Q는 기억할 학습패턴 쌍이다.

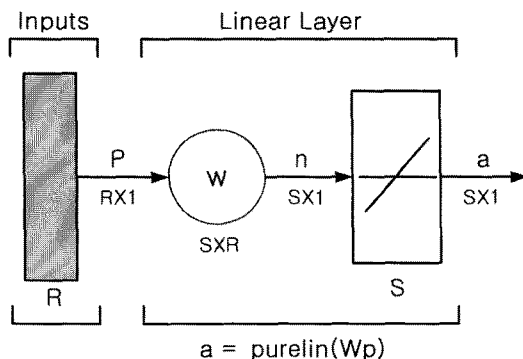


Fig. 4. Linear associator.

$$a = Wp \quad (1)$$

$$a_i = \sum_{j=1}^Q W_{ij} p_j \quad (2)$$

동질연상 메모리에서는 학습패턴과 출력패턴의 직교치(Orthogonal value)가 0일 때, 학습패턴으로 출력되는 모델이다. 그러나, 저장된 학습패턴들이 직교하는 경우는 대부분 없으므로, 인접 패턴에 의한 혼선(Cross-talk)이 존재한다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 양극성 계단 함수(1과 -1)를 활성화함수(Activation function)로 사용하여 학습패턴과 유사한 출력패턴을 연상해낼 수 있다.

그러므로, 출력패턴 y는 다음 식과 같이 연상될 샘플패턴 x와 연결강도 w를 곱하여 패턴의 결과를 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = xw = x \left[\sum_{p=1}^P s^T(p)s(p) - pI \right] \quad (3)$$

여기서 s는 학습패턴, pI는 학습패턴 수 만큼의 단위메트릭스이다.

4. 형상인식 알고리즘

실제 영상에서 오이의 형상정보를 인식하기 위하여 오이과병을 판정할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 실제영상에서 오이의 형상인식은 Fig. 5와 같이 RGB영상을 이치화하여 흑백 영상으로 변환하고 학습패턴을 적용하여 오이의 과병 부분(30×30픽셀)을 인식하고자 하였다. 픽셀크기는 Fig. 6과 같이 인식하기 위한 과병 부분을 스캔(Scan)하여 추출한 후 이를 학습패턴으로 기억하였다.

오이의 특징부분을 인식하기 위한 학습패턴은 Fig.

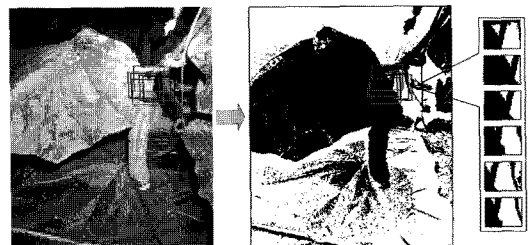


Fig. 5. Patterns extraction of images feature for a cucumber from threshold value.

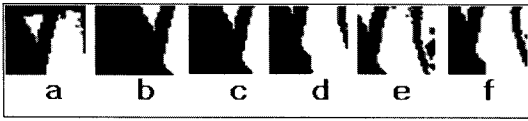


Fig. 6. Artificially learning patterns of image features.

Table 2. Parameter of detection condition by learning patterns.

Learning	Pattern value	H · S Condition (+900~-900)	H · D Condition
p1	92	$80 \leq H \cdot S \leq 110$	$0 \leq H \cdot D \leq 50$
p2	390	$380 \leq H \cdot S \leq 400$	$0 \leq H \cdot D \leq 50$
p3	219	$210 \leq H \cdot S \leq 240$	$0 \leq H \cdot D \leq 50$
p4	-54	$-64 \leq H \cdot S \leq -44$	$0 \leq H \cdot D \leq 50$
p5	-312	$-322 \leq H \cdot S \leq -300$	$0 \leq H \cdot D \leq 50$
p6	-232	$-242 \leq H \cdot S \leq -222$	$0 \leq H \cdot D \leq 50$

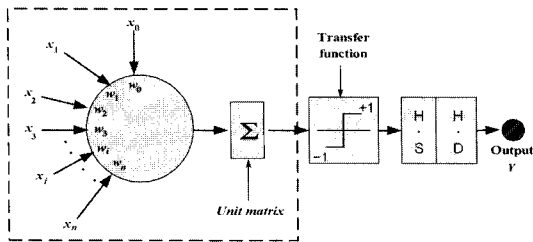


Fig. 7. Architecture of feedforward network.

6과 같이 a~f를 추출하여 학습시켰다. 오이의 과병 부분을 인식하기 위한 학습패턴의 검출조건 범위는 Table 2와 같다. Fig. 7은 본 알고리즘의 순방향 신경망 구조를 나타낸 것이다. 각 뉴런의 데이터 값(x_n)이 입력되면, 각 학습 데이터에 대한 가중치(w_n)의 합을 구한 후 학습패턴에 대한 출력패턴의 복원율을 높이기 위해 단위 매트릭스를 이용하였다. 또한, 복원율을 향상시키기 위해 활성화 함수를 이용하여 연상된 패턴을 출력하도록 하였다.

Fig. 8은 형상인식 알고리즘을 나타낸 것이며, 알고리즘의 순서에 대한 구체적인 설명은 다음과 같다.

카메라에 획득된 입력영상은 임계치로 이치화시키고 이치화된 영상에서 추출하고자 하는 인식부위, 즉 기억시키고자 하는 학습 패턴을 30×30 픽셀 크기로 스캔한다. 학습벡터에 대한 출력벡터의 가중치(W)를 구하고 연상메모리에 의해서 학습패턴에 대한 출력패턴을 연상한다. 또한, 출력패턴의 복원 효율을 높이기

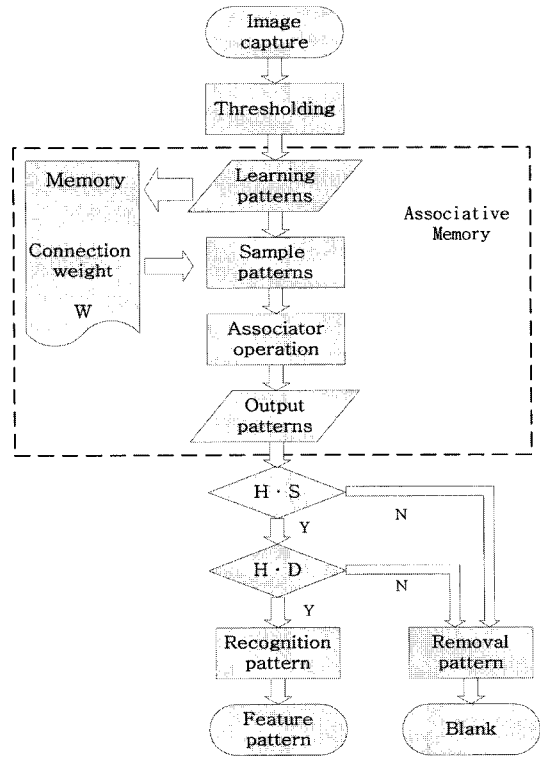


Fig. 8. Flowchart for pattern recognition algorithm.

위해 단위메트릭스를 이용한 후 양극성 데이터로 변환하여 학습패턴과 유사한 출력패턴을 연상한다. 학습패턴과 유사한 출력패턴만을 검출하기 위해 H·S조건을 이용하여 학습패턴과 다른 패턴을 제거하고, H·S조건에서 오검출된 출력패턴은 H·D조건으로 다시 제거하고 H·S와 H·D조건에 모두 만족한 출력패턴은 특징형상으로 인식하고, 하나라도 만족하지 않은 출력패턴은 제거된 개발한 알고리즘을 가지고 오이의 형상을 구체적으로 인식하기 위해 지식기반을 통한 형상검출의 컴퓨터 프로그램을 개발하였다. 이 프로그램은 Microsoft사의 Visual C++ 프로그래밍을 이용하여 구현하였다.

5. 실험방법

Fig. 9(a)의 이미지 크기는 445×363 픽셀이며 오이의 인식부위를 사각형으로 나타내었다. (b)는 영상정보를 효율적으로 구분하기 위해 이치화 하였다.

Fig. 10(a)의 영상 크기는 501×391 픽셀이고, (b)는 이치화 영상이다. 사각형으로 표시한 오이의 과병 좌표

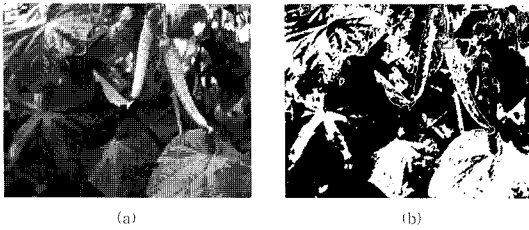


Fig. 9. Recognition on real cucumber images at field (I). (a) Real images (b) Binarization.

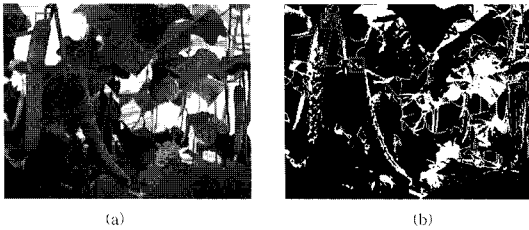


Fig. 10. Recognition on real cucumber images at field (II). (a) Real images (b) Binarization.

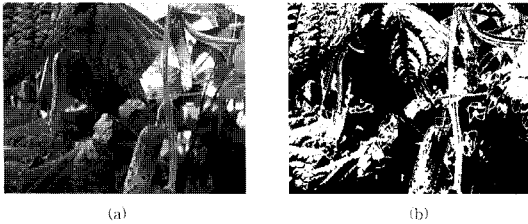


Fig. 11. Recognition on real cucumber images at field (III). (a) Real images (b) Binarization.

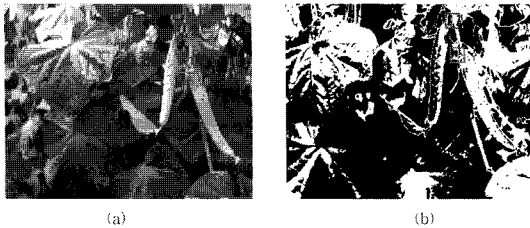


Fig. 12. Recognition on real cucumber images at field (IV). (a) Real images (b) Binarization.

는 (171,209)이고, 오이에 검출된 특징형상의 좌표는 (164,223)으로 나타났다. Fig. 11(a)의 영상크기는 300×421 픽셀이고, 사각형으로 표시한 과병의 좌표는 (170,191)이다.

Fig. 12(a)의 실제영상 크기는 450×271 픽셀이고,

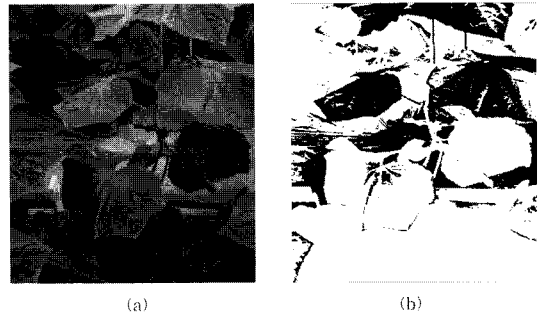


Fig. 13. Recognition on real cucumber images at field (V). (a) Real images (b) Binarization.



Fig. 14. Images for training input.

(b)는 이치화 영상이다. 오이의 과병 좌표는 (211,102)이다. Fig. 13의 영상 크기는 297×421 픽셀이고, 오이가 없는 영상에서 오차를 측정하기 위하여 사용한 것이다.

결과 및 고찰

1. 특징형상 추출

오이의 특징형상을 추출하기 위한 학습패턴은 실제 영상에서 30×30 의 픽셀크기로 학습시켰다. 학습패턴은 오이의 변형된 과병이나 비슷한 과병등의 패턴을 기억시켰다. 이러한 학습패턴은 잎이나 줄기 등의 형태가 복합된 실제영상에서 출력패턴의 결과를 분석하였다. 학습패턴들에 대한 가중치는 900×900 메모리에 저장하였다. 출력패턴의 생성은 샘플패턴과 가중치를 곱하여 학습패턴에 대한 출력패턴을 연상하였다.

Fig. 14는 학습패턴에 대한 출력패턴을 연상하기 위해 6개 패턴의 오이 과병 모양을 기억시켰다. Fig. 15는 실제 영상에서 Fig. 14의 학습패턴을 적용하여 출력패턴을 얻기 위해 실험한 24개의 샘플패턴이다. 출력패턴은 샘플패턴을 신경회로망에 연상시켜 얻었다.

출력은 학습패턴과 샘플패턴간의 픽셀 분포 차가 작으면 학습패턴과 비슷한 패턴으로 검출되었고, 픽셀의 분포 차가 크면 학습패턴과 다른 패턴으로 출력되었다.

실제 영상에서 오이의 특징점 검출은 출력패턴 결과



Fig. 15. Sample patterns of real images.

를 적용하여 전체영상 크기에서 자동적으로 검출하였다. 자동검출 처리는 오이의 학습패턴과 유사한 출력패턴을 인식하여 오이의 형상 및 위치를 판정하였다.

2. 실제 영상의 자동검출 인식

자동검출 처리는 오이의 특징형상 정보 인식에 대한 검출율을 판정하기 위해서 Fig. 14의 학습패턴을 기억시켰다. Fig. 16(a)의 이미지 크기는 445×363 픽셀이며 오이의 인식부위를 사각형으로 표시하였다. 영상정보를 효율적으로 구분하기 위해 Fig. 16(b)에서 임계값은 150을 설정하여 이치화 하였다. Fig. 16(c)의 이미지는 연상메모리에 의해서 검출된 학습패턴에 대한 출력패턴을 나타낸 것이다. 이러한 알고리즘에 의해 검출되는 출력패턴들은 30×30 간격으로 오이인식을 자동검출 하였다.

오이의 특징형상 인식은 학습패턴과 유사한 출력패

턴을 검출하였다. Fig. 16(d)는 학습패턴과 유사한 출력패턴을 인식한 결과이고, 학습패턴과 다른 출력패턴들은 제거한 모양이다. Fig. 16(d)에서, 사각형은 Visual c++의 Rectangle함수를 이용하여 검출 조건에 만족하지 않은 출력패턴을 사각형으로 처리하였다. 따라서 인식된 패턴은 학습패턴과 유사한 출력패턴으로서, 오이의 특징형상을 판정할 수 있으며, 인식된 특징형상의 좌표를 통해서, 오이의 과병 위치를 추정할 수 있었다. 또한 Fig. 16(a)의 실제영상에서 과병 부분의 좌표는 (196,261)이고, Fig. 16(d)의 출력패턴 중 과병 형상에 인식된 출력패턴의 좌표는 (192,255)에서 검출되어, 오이에 대한 위치정보를 추정할 수 있었다. 하지만 2개의 특징형상이 오검출되어 학습패턴으로 인식됨으로서, 실제영상에서 오이의 위치추정은 가능하나 정확한 위치정보는 오차를 포함하고 있음을 알 수 있었다.

Fig 17의 실제영상은 잎과 줄기로 혼합된 영상으로,

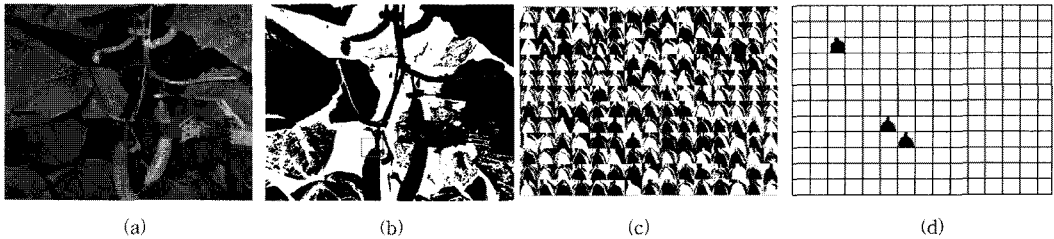


Fig. 16. Recognition of feature patterns by auto scanning from real image 1. (a) Original image; (b) Threshold image of practical scene; (c) Extracted image features; (d) Detected images.

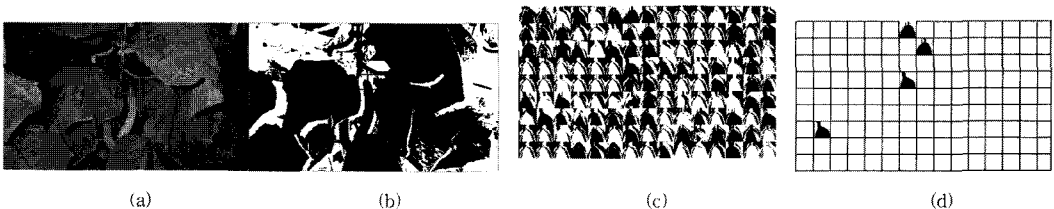


Fig. 17. Recognition of feature patterns by auto scanning from real image 2. (a) Original image; (b) Threshold image of practical scene; (c) Extracted image features; (d) Detected images.

오이에 대한 특징형상의 인식율을 실험해 보고자 하였다. Fig. 17(a)의 영상크기는 297×421 픽셀이고, Fig. 17(b)의 이치화 영상은 임계치를 160으로 설정하였다.

Fig. 17(d)에서와 같이, 실제 영상에서 학습패턴에 대한 출력패턴은 1개의 특징형상을 오검출로 나타났다. 이러한 오검출은 Fig. 16의 오검출 분석과 마찬가지로 전처리에 의한 이치화 영상이 복잡한 영상정보로 인해서 발생한 것으로 판단된다. 따라서 오검출로 인식된 주된 이유는 위와 같이, 임계치 설정에 의한 이치화 영상이 너무 복잡한 영상정보를 추출하였기 때문이다. 이러한 결과는 학습패턴에 대한 유사한 출력패턴을 연상해서 나타난 것으로 판단된다.

Fig. 18(a)의 실제영상 크기는 450×271 픽셀이고, Fig. 18(b)의 이치화 영상은 임계치를 180으로 설정하였다. 학습패턴과 검출조건은 앞의 영상과 같은 조건을 적용하였다.

Fig. 18(c)에서 오이의 과병 좌표는 (211,102)이고, Fig. 18(d)에서 학습패턴과 유사한 출력패턴으로 검출된 과병 부위의 좌표는 (205,103)에서 비슷하게 인식되었다. 또한 학습패턴에 대한 출력패턴의 검출 결과는 3개의 특징형상을 오검출하였다.

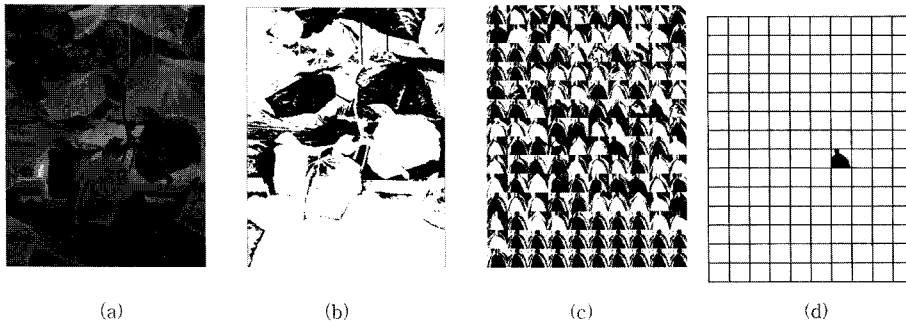


Fig. 18. Recognition of feature patterns by auto scanning from real image 3. (a) Original image; (b) Threshold image of practical scene; (c) Extracted image features; (d) Detected images.

Table 3. Results of pattern recognition.

No.	Image size (Pixels)	Threshold value	Total detection numbers	Recognition pattern		False detection pattern		
				Detected numbers	Recognition number	Number	False rate	Removal rate (%)
1	445 × 363	170	15 × 12 (180)	4	1	3	1.6%	98.4
2	501 × 391	210	17 × 13 (221)	2	1	1	0.1%	99.9
3	300 × 421	80	10 × 14 (140)	7	1	6	4.2%	95.8
4	450 × 271	180	15 × 9 (135)	4	1	3	2.2%	97.8
5	297 × 421	160	10 × 14 (140)	1	-	1	0.1%	99.9

Table 4. Results of pattern recognition on each threshold value.

No.	Image size (Pixels)	Threshold value	Total detects numbers	Recognition pattern		False detection pattern		
				Detected numbers	Recognition number	Number	False rate	Removal rate
1	445 × 363	150	15 × 12 (180)	5	1	4	2.6%	97.4%
2	501 × 391	190	17 × 13 (221)	4	1	3	1.6%	98.4%
3	300 × 421	60	10 × 14 (140)	5	1	4	2.9%	97.1%
4	450 × 271	160	15 × 9 (135)	4	1	3	2.2%	97.8%
5	297 × 421	140	10×14 (140)	0	-	0	0.0%	100.0%

Table 5. Error rates of position from recognized images.

No. of images	Image size (Pixels)	Pattern coordinate		
		Original image	Recognized image	Position error
1	445 × 363	(196,261)	(192,255)	(4,6)
2	501 × 391	(171,209)	(164,223)	(7,14)
3	300 × 421	(170,191)	(165,192)	(5,1)
4	450 × 271	(211,102)	(205,103)	(6,1)
5	297 × 421	-	-	-

잡한 영상을 고려할 때 높은 제거율이라고 판단된다. 오검출 원인은 이치화 영상에서 불명확한 영상정보를 얻었기 때문이다.

Table 4는 Table 3에서 임계치 설정을 다르게 하여 오이의 검출율을 나타낸 것이다. 3~5번 영상의 임계치 설정은 Table 3의 임계치 설정보다 오이에 대하여 효율적인 인식율을 나타냈다. Table 5는 영상에서 오이의 과병 위치와 오이로 인식된 출력패턴의 위치 좌표를 나타내었다. 위치오차(position error)는 실제영상에서 오이 과병과 인식패턴의 좌표차이를 나타낸다. 이와 같이, 실제영상에서 위치오차는 30 × 30 간격으로 검출하였기 때문에 발생한 오차로 판단된다.

적 요

영상처리는 정확한 오이의 형상 및 위치를 인식하기 위하여 형상인식 알고리즘에 대한 연구를 수행하였다. 다양한 오이형상을 인식하기 위한 방법으로는 신경회로망의 연상 메모리 알고리즘을 이용하여 오이의 특징 형상을 인식하였다. 형상인식은 실제영상에서 오이의 형상과 위치를 판정할 수 있도록 알고리즘을 개발한 결과, 다음과 같은 결론을 얻었다. 본 알고리즘에서는 일정한 학습패턴의 수를 2개, 3개, 4개를 각각 기억시

켜 샘플패턴 20개를 실험하여 연상시킨 결과, 학습패턴으로 복원된 출력패턴의 비율은 각각 65.0%, 45.0%, 12.5%로 나타났다. 이는 학습패턴의 수가 많을수록 수렴할 때, 다른 출력패턴으로 많이 검출되었다. 오이의 특징형상 검출은 30×30간격으로 자동검출 되도록 처리하였다. 실제영상에서 자동 검출로 처리한 결과, 오이인식의 처리시간은 약 0.5~1초/1개(패턴) 빠르게 검출되었다. 또한, 다섯 개의 실제 영상에서 실험한 결과, 학습패턴에 대한 다른 출력패턴은 96~99%의 제거율을 나타내었다. 오이로 인식된 출력패턴 중에서, 오검출된 출력패턴의 비율은 0.1~4.2%를 나타내었다. 본 연구에서는 신경회로망을 이용하여 오이의 형상 및 위치를 인식할 수 있도록 알고리즘을 개발하였다. 오이의 위치추정은 실제영상에서 학습패턴과 유사한 출력패턴의 좌표를 가지고, 오이의 위치좌표를 추정할 수 있었다.

주제어 : 실제영상, 자동검출, 출력패턴, 학습패턴

인 용 문 헌

1. Gopalasamy Athithan; Chandan Dasgupta. 1997. On the Problem of Spurious Patterns in Neural Associative Memory Models. IEEE Trans. Neural Network 8(6):1483-1491.
2. Naoshi Kondo, Nishitsuji Y., and K.C. Ting. 1996. Visual Feedback guided tomato harvesting. Trans. of the ASAE 39(6):2331-2338.
3. Ollis, M. and A. Stenz. 1997. Vision-based Perception for an Automated Harvester. In Proceeding of the International Conference on Robotic System 1838-1844.
4. Paul B. Watta and Kaining Wang. 1997. Recurrent Neural Nets as Dynamical Boolean Systems with Application to Associative Memory. IEEE Trans. Neural Network 8(6):1268-1280.
5. Shimizu, H. and R.D. Heins. 1995. Computer vision

- based system for plant growth analysis Trans. of the ASAE 38(3):959-964.
6. Steve Lawrence. 1997. Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach. IEEE Trans. Neural Network 8(1):98-113.
 7. Susan. S; Young. 1998. Foveal automatic target recognition using a multiresolution neural network. IEEE Trans. on Image Processing 7(8):1122-1135.
 8. Telatar, Z., M.H. Sazli, and I. Muhammad. 2007. Neural network based face detection from pre-scanned and row-column decomposed average face image. Springer-Verlag 4678:297-309.
 9. Todd Law and Hidenori Ioth. 1996. Image filtering, edge detection and edge tracing using fuzzy reasoning. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 18(5):481-491.