

기계시각을 이용한 잡초 식별

Weed Identification Using Machine Vision

조성인*	이대성*	배영민*
정회원	정회원	정회원
S. I. Cho	D. S. Lee	Y. M. Bae

ABSTRACT

Weed identification is important for precision farming. A machine vision system was applied to detect weeds. Shape features were analyzed with the binary images obtained from color images of radish, purslane, goosefoot, and crabgrass. Features studied were aspect, roundness, compactness, elongation, PTB, LTP, LTW, and PTAL of each plant. Discriminant analysis was used to classify plant species. The best shape features that distinguished crabgrass were LTP and LTW which distinguished the crabgrass from the others with 100%. Two dimensional discrimination by using LTP and PTB appeared to be effective for distinguishing radish, purslane, and goosefoot.

주요용어(Key Words): 기계시각(Machine vision), 영상처리(Image analysis), 잡초(Weeds), 정밀방제(Precision spraying)

1. 서론

현대 농업에서 농약사용이 필수 불가결한 것임은 작물의 생산성, 상품성, 생력재배 등 여러가지 측면에서 입증되어 왔지만 이러한 결과들로 인하여 농약의 종류가 점점 더 늘어나게 되었고 또한 사용되는 양도 증가되는 경향을 보여 왔다.

물론 농약의 사용량은 병해충 및 잡초의 발생정도, 작물의 종류, 병해충 관리방법, 경제적인 조건, 기후·토양조건에 따라 달라진다. 하지만 최근에는 농촌 노동력이 부족해지면서 자동화된 살포기구에 의한 집단방제 및 대량살포가 이루어지고 있는 실정이다. 실질적으로 병해충 방제에 필요한 농약의 양은 살포되는 양의 일부이며, 나머지는 사용목적에 부합되지 않는 형태로 존재한다. 이것은 토양과 수질의 오염뿐만 아니라, 식품의 안전성에도 직접적인

악영향을 미친다.

따라서 환경을 보호하는 방향으로 농약을 효율적으로 사용해야만 한다. Site specific crop management (SSCM) 기법은 농약사용의 효과를 유지하면서 사용되는 화학약품을 현저히 줄일 수 있다. 미국과 유럽 등 농업선진국에서는 이 목적을 달성하기 위해 점살포기 또는 지능방제기를 가능하게 하는 센서에 대한 연구를 진행하고 있다. 대상작물과 잡초를 찾아내고 특징화하고 해석하는 연구를 바탕으로 점살포방법이 실현되면 잡초가 있는 부분에만 제초제를 살포하여 농약의 총 투입량을 크게 줄일 수 있다.

잡초의 구분을 위한 특성 분석은 대상작물에 따라 개별적으로 연구가 진행되고 있다. 이와 관련한 연구를 살펴보면 다음과 같다.

Zhang과 Chaisattapagon(1995)은 미국 켄사스의 밭에서 밀과 일반적으로 발견되는 잡초를 구분해 낼

* 서울대학교 농업생명과학대학 생물자원공학부 농업기계전공

수 있는 기준을 색상, 형태, 질감의 세 측면에서 분석하여 제시하였다. 색상 분석에서는 칼라 필터를 통해 얻은 화소의 명암도가 밀잎, 잡초잎, 잡초줄기, 토양 등으로 구분하는 데 유효함을 밝혔다. 특히 빨간색과 녹색 필터의 짙은 빨간색 줄기를 가진 잡초를 효과적으로 구분함을 알아냈다. 형태 분석에서는 중심편이(eccentricity), 단순도(compactness), 세 개의 비가변 모멘트(invariant moment)가 넓은 잎을 가진 잡초와 밀을 나누는 데 효과적임을 밝혔다. 질감 분석에서는 잎의 선택된 영역에서 Fourier spectra가 사용되었다. 세밀한 잎맥을 가진 잡초를 이 기준으로 구별하였다.

Woebbecke 등 (1995a)은 영상에서 잡초와 배경의 분리를 위하여 색상 분석을 수행하였다. 특히 수정 색상, 2g-r-b지수, 녹색 크로마 좌표(chromatic coordinate)가 잡초를 주위환경으로부터 다른 지수들보다 잘 구분함을 보였다.

Mortensen 등(1995b)은 옥수수과 콩밭에서 발견되는 잡초의 구분을 위하여 대상 작물과 잡초 각각의 영상에 대해 형태 분석을 수행하였다. 작물 발아 후 45일 동안의 영상에서 원형도, 장단비(aspect), 신장도(elongatedness), 7개의 비가변 중심 모멘트(invariant central moment), 둘레의 길이/두께 등의 특징을 분석하였다. 특히 장단비(aspect)와 1차 비가변 모멘트(first invariant moment)가 쌍떡잎 식물과 외떡잎 식물을 60%에서 90%의 정확도로 구분할 수 있음을 보였다.

Tian 등(1997)은 노지에서 어린 토마토와 잡초의 위치를 알아낼 수 있는 기계시각 시스템을 개발하여 시험하였다. 자연광 상태에서 얻어진 영상에서 네 가지의 형태학적인 특징과 구조적인 특징을 이용하여 토마토를 구분하는 알고리즘을 개발하였다. 이 연구는 떡잎 상태의 작물을 65%에서 78%에 이르는 정확도로 구분하는 실험결과를 보였다.

본 연구에서는 노지에서 대단위면적으로 지배되며, 직파되기 때문에 육묘로부터 옮겨지는 다른 노지 채소보다 잡초에 의한 피해가 큰, 무를 대상작물로 선택하였다. 또 밭에서 작물에 가장 피해를 주는 잡초들을 대상으로 이들의 영상으로부터 형태학적 특징을 추출하였다. 이를 바탕으로 노지에서 무와 잡초를 식별할 수 있는 구체적인 형상적인 지수를

제시하고자 하였다.

2. 재료 및 방법

가. 공시재료의 선택

일반적인 농약의 처리방법은 토양처리제와 경엽처리제를 이용한 방법이 있다. 전자는 작물과 잡초가 자라나기 전에 토양전면에 살포하는 방식이다. 후자는 잡초가 2~5엽기 이내일 때 살포하여야 효과를 얻을 수 있는 방식이다. 이 두 가지 처리방법 중 정밀 방제는 경엽처리제를 사용하는 방법이다. 따라서 본 연구에서는 경엽처리제가 뿌려지며 잎의 겹침이 적어 구분이 수월한, 잎의 3내지 5개일 때로 대상작물의 생장시기를 정하였다.

또 채소 밭에서의 강해충의 정도를 나타내는 우점순위를 바탕으로 대표적인 우점잡초(dominant weed), 즉 쇠비름(purslane, *Portulaca oleracea* L.), 명아주(goosefoot, *Chenopodium album* var.), 바랭이(crabgrass, *Digitaria sanguinalis* Scop.)를 대상 잡초로 정하였다.

나. 영상 획득

본 실험에서는 형태학에 기초한 잡초의 분류 특성을 분석하기 위해 디지털 카메라(모델 SDC-33, Samsung, Korea)로, 온실에서 재배한 3~5엽의 무·쇠비름·명아주·바랭이 각각에 대해 10개씩의 칼라영상을 얻었다. 이것을 TIF 형식의 그래픽 파일로 저장하였다.

기하학적 특징 추출 과정은 전체 영상에서 작물 및 잡초를 분리해내는 작업과 분리된 영상으로부터 기하학적 특징을 얻어내는 작업을 통해서 이루어졌다. 그래픽 처리 소프트웨어인 photoshop(Adobe System, USA)을 이용하여 영상에서 대상체(작물, 잡초)를 분리하였다. 분리된 대상체의 영상으로부터 영상처리 소프트웨어인 Image-Pro Plus(Media Cybernetics, USA)를 통해 기하학적인 특징을 추출하였다. 그림 1은 무·쇠비름·명아주·바랭이의 디지털 영상을 보여준다.

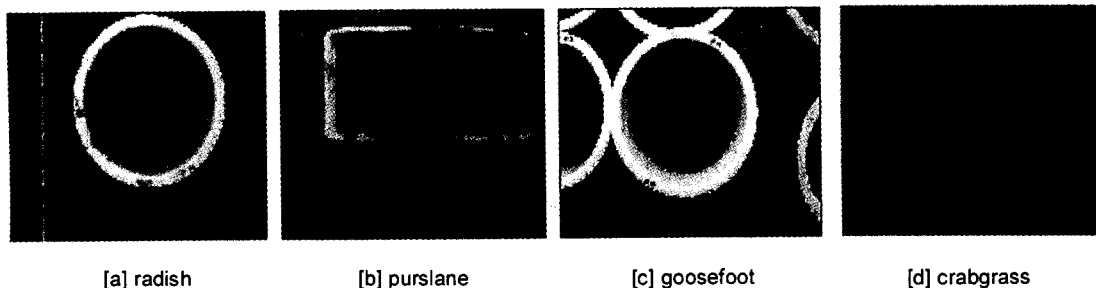


Fig. 1 Raw images of weeds.

Table 1 The definition of shape features

Shape Features	Definition
Aspect	$\frac{\text{length of major axis}}{\text{length of minor axis}}$
Roundness	$\frac{\text{perimeter}^2}{4 \times \pi \times \text{area}}$
Compactness	$\frac{100 \times \text{area}}{\text{perimeter}^2}$
Elongation	$\frac{\text{length of major axis} - \text{length of minor axis}}{\text{length of major axis} + \text{length of minor axis}}$
PTB	$\frac{\text{perimeter}}{2(\text{length} + \text{width})}$
LTP	$\frac{\text{length}}{\text{perimeter}}$
LTW	$\frac{\text{length}}{\text{width}}$
PTAL	$\frac{\text{perimeter}^3}{100 \times \text{area} \times (\text{length of major axis})}$

다. 기하학적 특징 추출

형태 특징을 주로 잎의 모양에 근거해 식물을 구분하는 데 이용되어 왔다. 그러나, 디지털 영상으로부터 하나의 잎 모양만을 뽑아내는 것은 어렵다. 따라서 영상으로부터 손쉽게 얻을 수 있으며, 특히 어린 작물을 대상으로 하였을 때 적합한 식물의 전체 형상(canopy shape)을 분석하였다.

이치화된 영상으로부터 둘레, 면적, 장·단축의

길이 등 기본적인 값을 추출하였다. 이를 이용하여 여덟 가지의 형상인자 값을 구하였다. 각 인자들의 정의는 표 1에 나타내었다 (Tan, 1997, Woebbecke, 1995a).

라. 판별 분석

관찰결과를 정량적으로 판별하기 위해 잡초의 형상특성에 대해 판별 분석을 시행하였다. 이 연구에서는 양적 변수들을 토대로 관측값을 몇 개의 집단으로 분류하기 위한 여러 판별 함수들을 계산하는 SAS(SAS Institute Inc., USA)의 DISCRIM Procedure를 사용하였다.

3. 결과 및 고찰

가. 기하학적 특징 추출 결과

형상인자를 얻기 위한 기본적인 작업으로 원래의 영상으로부터 대상 식물을 분리하여 흑백 이미지로 저장하여 각 형상인자에 대한 값을 구하였다. 이치화된 최종 가공영상을 그림 2에, 측정 결과 값을 그림 3에 나타내었다.

여러 형상인자에서 바랭이가 다른 광엽식물과는 판이한 결과 값을 갖는 것을 쉽게 관찰할 수 있다. 특히 그림 3 [a]·[d]·[e]·[g]의 장단비, LTP, 신장도, LTW에서 좁고 긴 잎의 형태 특징으로 인하여 큰 값을 갖는다. 이것은 바랭이가 하나의 형상인자만으로 구분될 수 있는 가능성을 보여준다.

그림 3 [f]·[h]의 PTB, PTAL에서 무의 측정 결과 값이 대체로 크게 나타났다. 이것은 무 잎의 윤곽이

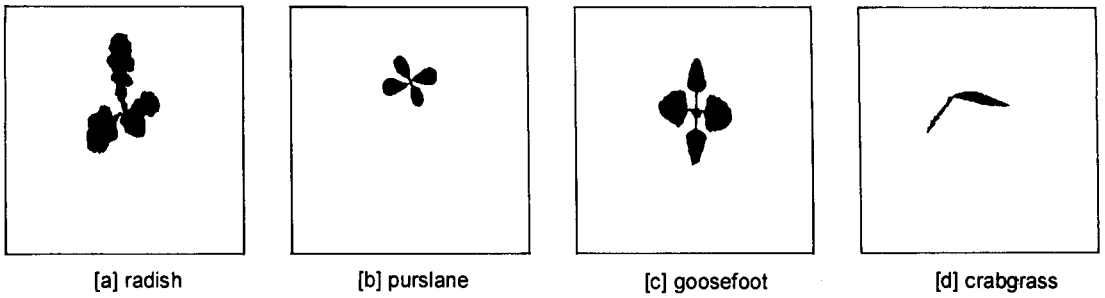
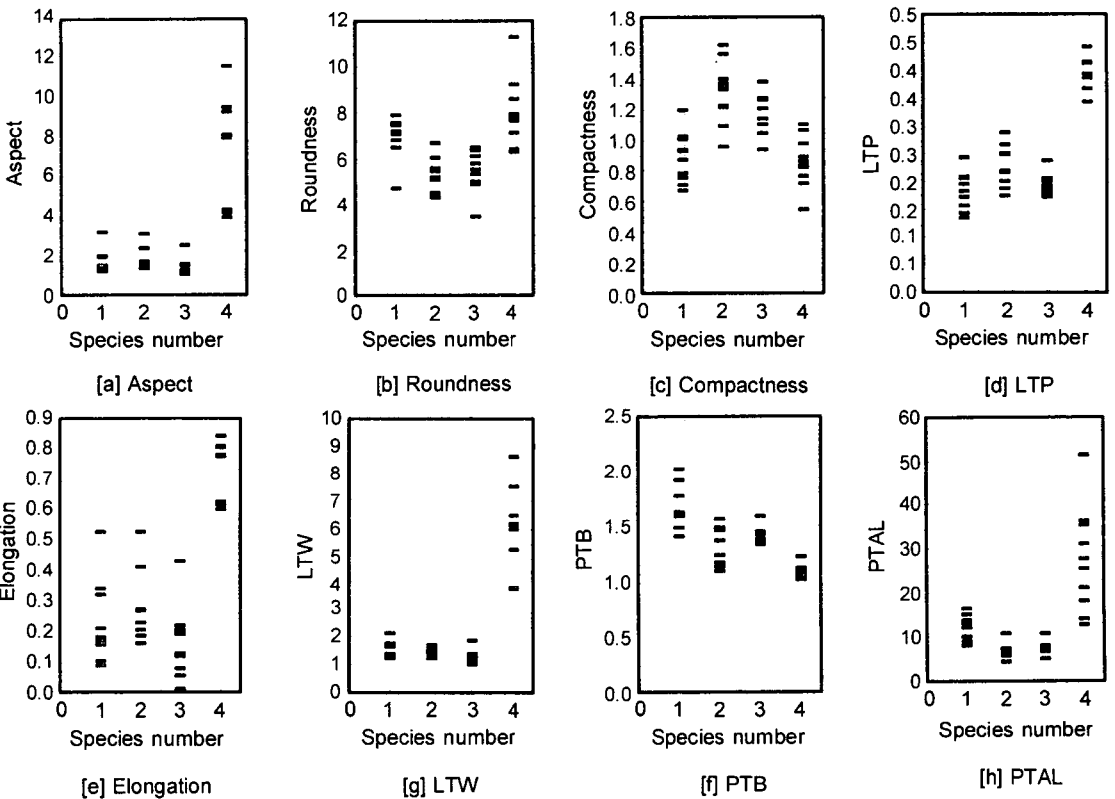


Fig. 2 Binary images of weeds.



Species number : 1. radish 2. purslane 3. goosefoot 4. crabgrass

Fig. 3 Shape features of various plants.

톱니 모양이어서 둘레의 길이가 상대적으로 길기 때문이다. 그림 3 [g]의 LTW에서 작물번호 3으로 표기된 명아주의 값이 1 근처에서 거의 일정함을 알 수 있다. 이것은 명아주가 네 잎으로 대칭형을 이루고 있기 때문이다.

위에 나타난 형상인자 결과를 이용하여 잡초 및 작물, 또는 잡초간의 구분 가능성을 알아보기 위하여 판별 분석(discriminant analysis)을 수행하였다.

(1) 화본과 식물과 광엽과 식물과의 구분

나. 형상 데이터의 판별 분석

바랭이(화본과)와 나머지 식물(광엽과)과의 구분

Table 2 Number of observations and percent classified into crabgrass

(a) Classification results using aspect, elongation, LTP, LTW

From \ To	Aspect		Elongation		LTP		LTW	
	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X
Y	93.33% (28)	6.67% (2)	93.33% (28)	6.67% (2)	100.0% (30)	0.00% (0)	100.0% (30)	0.00% (0)
X	0.00% (0)	100.0% (10)	0.00% (0)	100.0% (10)	0.00% (0)	100.0% (10)	0.00% (0)	100.0% (10)

(b) Classification results using compactness, PTAL, PTB, roundness

From \ To	Compactness		PTAL		PTB		Roundness	
	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X
Y	86.67% (26)	13.33% (4)	96.67% (29)	3.33% (1)	93.33% (28)	6.67% (2)	93.33% (28)	6.67% (2)
X	70.00% (7)	30.00% (3)	20.00% (2)	80.00% (8)	10.00% (1)	90.00% (9)	50.00% (5)	50.00% (5)

* X : crabgrass, Y : the others (radish, purslane, goosefoot).

은 하나의 형상인자만으로 수행되었다. 바랭이 10개의 이치화된 영상을 X 그룹으로, 나머지 식물의 30개의 영상을 Y 그룹으로 분류하여 입력한 데이터에 대한 결과 값을 표 2에 나타내었다. 바랭이의 영상 10개 모두를 바랭이로 옳게 판별한 형상인자 4가지를 표 2 (a)로, 그렇지 않은 형상인자를 표 2(b)에 나타내었다.

바랭이의 좁고 긴 잎의 형태 특징때문에 큰 값을 보였던 형상인자의 경우 판별 분석에서 높은 판별률을 보였다. 특히 LTP, LTW에서는 바랭이와 나머지 식물과의 구분이 정확히 이루어졌다.

(2) 무·쇠비름·명아주 사이의 구분

무·쇠비름·명아주의 이치화된 30개 이미지를 형상인자 하나 또는 두 개를 이용하여 판별 분석을 시행하였다.

가) 형상인자 하나만을 이용한 경우 (일차원 판별) 형상인자 하나만을 이용한 판별 분석결과를 표 3에 나타내었다. 무는 상대적으로 들레의 길이가 길

Table 3 Numbers correctly classified by single shape feature

Shape Feature	Percent of Correct Classification		
	Radish	Purslane	Goosefoot
Aspect	0	3	* 9
Compactness	* 9	6	4
Elongation	1	5	6
LTP	6	6	6
LTW	3	3	8
PTAL	7	* 7	3
PTB	7	4	* 9
Roundness	* 9	6	4

* Classification results of the best shape features that distinguished radish, purslane, and goosefoot.

기 때문에 들레의 길이에 직접적인 영향을 받는 단순도와 원형도의 형상인자에서 판별률이 높게 나타났다. 명아주는 대칭적인 전체형상의 특성 때문에 길이비(aspect, LTW) 또는 가로와 세로 길이의 합(PTB)과 관련한 형상인자로 잘 판별되었다. 이에 비

해 쇠비름은 위에서 본 형상에서 잎의 수가 2~4개로 일정치 않아 다른 식물에 비해 판별률이 높지 않았다.

무·쇠비름·명아주에 대한 판별률을 높이기 위해 형상인자 두 개를 이용하는 판별 분석을 수행하였다. 여덟 가지의 형상인자 중 가능한 두 개의 조합인 24가지의 경우를 조사하여 결과를 표 4에 나타내었다.

나) 형상인자 두 개를 이용한 구분 (이차원 판별)

Table 4 Numbers correctly classified by two shape features

Shape Features	Numbers of Correct Classification			
	Radish	Purslane	Goosefoot	Total
(Aspect, Compactness)	8	6	8	22
(Aspect, Elongation)	0	8	6	14
(Asspect, LTP)	7	6	8	21
(Asspect, LTW)	5	4	8	17
(Asspect, PTAL)	7	6	8	21
(Asspect, PTB)	* 9	7	8	24
(Asspect, Roundness)	* 9	4	8	21
(Compactness, Elongation)	* 9	6	7	22
(Compactness, LTP)	* 9	6	7	22
(Compactness, LTW)	* 9	7	8	24
(Compactness, PTAL)	7	6	5	18
(Compactness, PTB)	* 9	7	* 9	25
(Compactness, Roundness)	* 9	8	5	22
(Elongation LTP)	8	6	8	22
(Elongation LTW)	4	6	8	18
(Elongation PTAL)	7	7	7	21
(Elongation PTB)	* 9	7	7	23
(Elongation, Roundness)	* 9	5	7	21
(LTP, LTW)	* 9	7	8	24
(LTP, PTAL)	7	6	8	21
(LTP, PTB)	* 9	* 9	8	* 26
(LTP, Roundness)	* 9	6	8	23
(LTW, PTAL)	7	7	7	21
(LTW, PTB)	8	8	8	24
(LTW, Roundness)	* 9	7	8	24
(PTAL, PTB)	8	7	* 9	24
(PTAL, Roundness)	8	7	5	20
(PTB, Roundness)	8	4	7	19

* : Classification results of the best shape features that distinguished radish, purslane, and goosefoot.

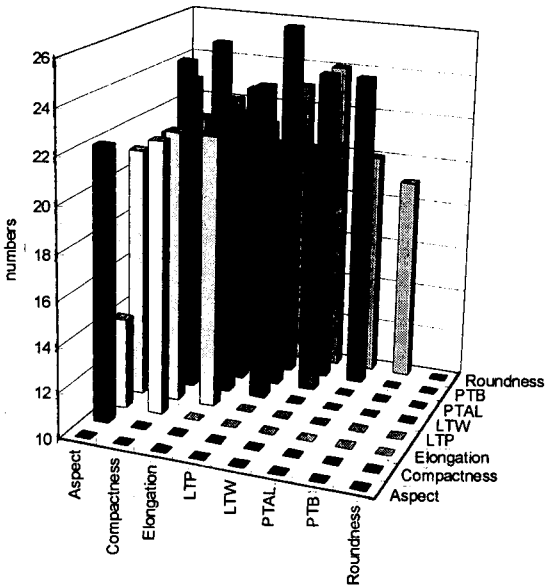


Fig. 4 Tree dimensional view of numbers correctly identified by two shape features.

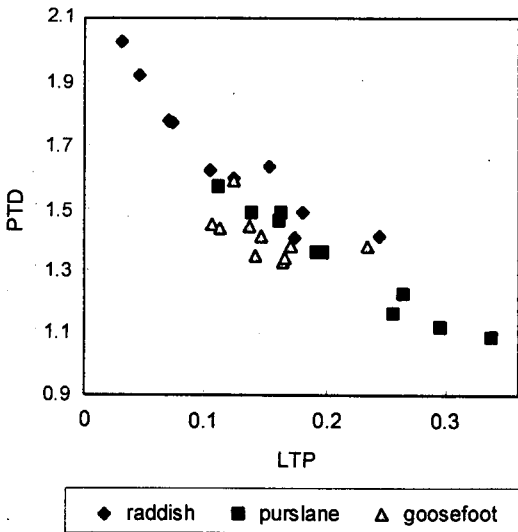


Fig. 5 Plot of (LTP, PTB) set.

이차원 판별 결과로부터 무는 PTB, LTP, LTW, Elongation과 관련한 형상인자의 조합에서 잘 구분됨을 알 수 있다. 여기서 LTP, LTW, Elongation은 일차원 분석 결과에서도 무에 대한 판별률이 높았던 형상인자이다. 쇠비름은 (LTP, PTB)에서, 명아주는

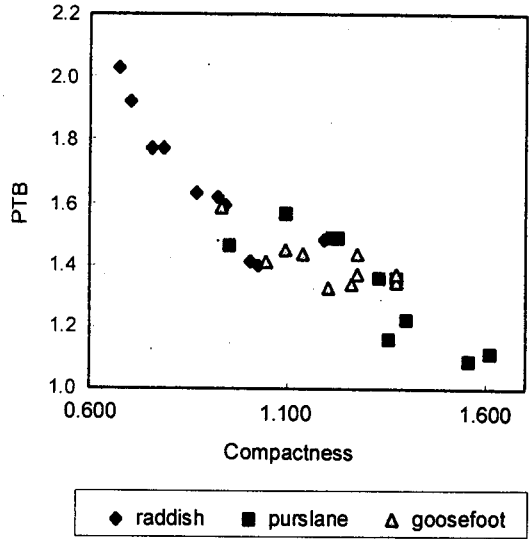


Fig. 6 Plot of (Compactness, PTB) set.

(Compactness, PTB)와 (PTAL, PTB)에서 판별률이 높았다.

이차원 판별 결과에서 PTB가 무에서 뿐만 아니라 쇠비름, 명아주에서도 좋은 판별 결과를 보이는 형상인자로서 작용함을 알 수 있다. 이러한 경향을 그림 4에 나타내었다. 가장 좋은 판별 결과를 보인 (LTP, PTB) 값의 이차원 분포도를 그림 5와 그림 6에 나타내었다. 형상인자(LTP, PTB)를 사용한 경우, 각 10개씩의 이미지로부터 무를 9개, 쇠비름을 9개, 명아주를 8개 올바르게 구분하였으며, (단순도, PTB)의 경우는 무를 9개, 쇠비름 7개, 명아주를 올바르게 판별하였다.

4. 요약 및 결론

본 연구는 우리 나라에서의 정밀방제 효용성에 초점을 맞추어 무를 대상작물로, 밭에서 작물에 가장 큰 피해를 주는 쇠비름·바랭이·명아주를 대상 잡초로 선택하여 이들의 영상으로부터 기하학적 특징을 추출하여 노지에서 잡초를 검출할 수 있는 가능성을 알아보려고 수행되었다.

기계시각을 이용하여 잡초를 파악하기 위해서는 형태와 색조를 이용하는 방법이 있으나, 일반적인 방법은 식물전체 또는 잎의 형상을 이용하는 것이

다. 이 연구에서는 디지털 영상에서의 대상체 크기·방향과 조명의 영향을 받지 않는 무와 우리나라 우점잡초의 형태 특징을 분석하여 알아보았다.

무·쇠비름·명아주·바랭이의 칼라영상을 디지털 카메라로 획득하고 영상처리 후 여러가지 기하학적 특징을 추출하였다. 이 값들을 이용하여 무차원의 여러 형상인자 값을 계산하여 판별 분석을 수행하였다. 판별 분석은 바랭이(화본과)와 나머지 식물(광엽과)의 구분, 쇠비름·명아주·바랭이 사이의 구분으로 나누어 수행되었다.

연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

1) 화본과 식물과 광엽과 식물의 이미지 40개 모두가 하나의 형상인자 LPT 또는 LTW를 사용하여 정확히 판별되었다.

2) 형상인자 하나만을 통한 일차원 판별에서 무는 단순도와 원형도에 의해, 쇠비름은 PTAL에 의해, 명아주는 장단비와 PTB에 의해 가장 잘 구분되었다.

3) 형상인자 두 개를 이용한 무·쇠비름·명아주 사이의 이차원 판별에서는 (LTP, PTB)가 각 10개씩의 이미지로부터 무의 이미지를 9개, 쇠비름 9개, 명

아주 8개를 올바르게 판별하였다.

참 고 문 헌

1. 농촌진흥청. 1992. 한국의 밭 잡초. 농촌진흥청.
2. Tian, L., D. C. Slaughter and R. F. Norris. 1997. Outdoor field vision identification of tomato seedlings for automated weed control. Transactions of the ASAE 40(6):1761-1768.
3. Woebbecke, D. M., G. E. Meyer, K. Von Bargaen and D. A. Mortensen. 1995a. Shape features for identifying young weeds using image analysis. Transactions of the ASAE 38(1):271-281.
4. Woebbecke, D. M., G. E. Meyer, K. Von Bargaen and D. A. Mortensen. 1995b. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. Transactions of the ASAE 38(1): 259-269.
5. Zhang, N. and C. Chaisattapagon. 1995. Effective criteria for weed identifying in wheat fields using machine vision. Transactions of the ASAE 38(3): 965-974.