

디지털 영상처리 알고리즘을 이용한 벼멸구류의 밀도측정

박영석 · 한만위¹ · 김황용² · 엄기백² · 박창규² · 이장명³ · 전태수^{4*}

CESAC, UMR 5576, CNRS-University Paul Sabatier 31062 Toulouse, France.

¹민족사관고등학교 과학과, ²농업과학기술원 작물보호부 농업해충과

³부산대학교 공과대학 전자공학과, ⁴부산대학교 자연과학대학 생명과학부

Density Estimation of Rice Planthoppers Using Digital Image Processing Algorithm

Young-Seuk Park, Man-Wi Han¹, Hwang-Yong Kim², Ki-Baik Uhm², Chang-Gyu Park², JangMyung Lee³ and Tae-Soon Chon⁴

CESAC, UMR 5576, CNRS-University Paul Sabatier 31062 Toulouse, France

¹Department of Natural Science, Korean Minjok Leadership Academy, Hyeongsong-gun, Kangwondo 225-820, Republic of Korea

²Entomology Division, National Institute of Agricultural Science and Technology, RDA, Suwon 441-707, Republic of Korea

³Department of Electronics Engineering, Pusan National University, Pusan 609-735, Republic of Korea

⁴Division of Biological Sciences, Pusan National University, Pusan 609-735, Republic of Korea

ABSTRACT : Accurate forecasting of occurrence time and abundance of insect pests is essential for developing technology of integrated pest management system. Digital image processing algorithms were utilized to automatically recognize rice planthoppers which are major insect pests in the rice cultivation field and were subsequently used to estimate densities in the field for efficient forecasting of insect pests. To the images taken in the rice field, image decomposition, top-hat transformation, threshold, and minimum and maximum filter were implemented for patterning individually the brown planthopper specimens attached at the bottom area of rice stems. In average 95.8% of images were correctly recognized for estimating densities by the developed system, and the recognition rate was higher than that obtained from direct observations by experienced observers. Furthermore, the size of the recognized specimens was measured and was used for estimating the age structure in the observed brown planthopper populations.

KEY WORDS : Automatic recognition, Density estimation, Image processing, Planthoppers, Forecasting

초 록 : 해충의 발생시기와 발생량에 대한 정확한 예찰정보는 해충의 효율적인 종합적 방제를 위하여 필수적으로 요구된다. 해충의 효율적인 발생 예찰조사를 위해 디지털 영상처리 알고리즘을 이용하여 벼농경지에서 주요 해충인 멸구류를 자동적으로 인식하고 밀도를 측정하도록 하였다. 야외경작지에서 촬영한 입력영상에 대해 구성인자분해과정, 탑햇(top-hat) 변환, 역치적용, 최소/최대 필터링 등의 방법을 적용하여 벼 잎에 붙어 있는 멸구 개체를 인식하고 개체수를 헤아렸다. 평균 인식율은 95.8%를 보였다. 또한 인지된 각 멸구류 개체 크기를 측정하여 멸구류의 연령분포 추정을 가능하게 하였다.

검색어 : 자동재인, 밀도산출, 영상처리, 멸구류, 예찰

*Corresponding author. E-mail: tschon@pusan.ac.kr

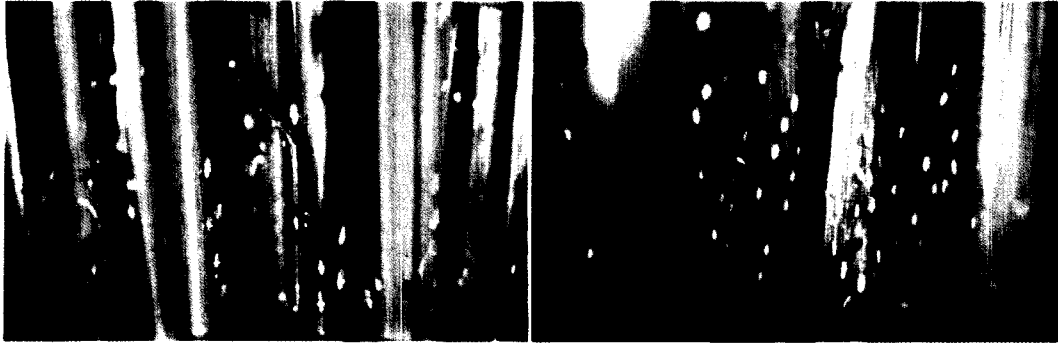


Fig. 1. Examples of the image of the rice planthoppers attached on rice stem.

최근 농업에서의 친환경적 생산의 중요성이 우리나라에서 뿐만이 아니라 세계적으로 중요하게 대두되고 있다. 해충종합관리는 해충방제를 위한 과도하게 많은 살충제의 살포를 막고, 방제 비용에 대한 효율을 증가시키며, 환경오염의 부작용을 줄여 줄 수 있다. 효율적인 해충종합관리를 위해서는 대상 해충의 정확한 발생시기와 발생 밀도에 대한 정보가 필수적으로 요구된다.

해충의 발생시기와 발생 밀도에 대한 정보를 바탕으로 정확한 예찰을 실시하면 불필요한 약제 살포를 줄이면서도 방제효율을 높일 수 있다. 특히 벼멸구와 같은 비래해충은 비래량과 비래 시기에 따라 약제 방제 여부 및 방제적기가 달라지기 때문에 예찰이 더욱 중요한 의미를 지닌다. 우리 나라에서는 각 지역의 농업기술센터를 중심으로 멸구류 발생의 정확한 예찰을 위해서 유아등 조사와 포장 조사를 병행하고 있다. 두 조사 방법은 상호 보완적인 기능을 담당하는데, 유아등 조사를 통해서 전국적인 비래 상황을 가늠할 수 있고, 포장 조사를 통해서 지역별, 각 농가별 발생 상황을 판단할 수 있다. 그런데 유아등 조사는 설치 및 운영이 비교적 표준화되어 있고 현미경 등의 기구를 이용할 수 있는 반면, 포장 조사는 해충식별에 어려움이 따른다. 포장 조사는 주로 육안에 의존하게 되어 개인 숙련도나 주관적인 판단에 영향을 크게 받게 되어 객관성을 잃을 수 있고, 해충 식별을 위해 많은 시간과 노력이 요구된다.

해충식별의 문제점을 해결하기 위해서는 조사방법의 표준화, 자동화가 요구된다. 본 연구에서는 이를 위해 포장 현장에서 직접 자동으로 해충을 인식하고 밀도를 계수화 할 수 있는 “패턴인식” 기법을 적용해 보고자 하였다. 해충이 출현한 영상을 “기계시각시스템

(machine vision system)”을 통해 다른 사물이나 잡영 상으로부터 구별한 후 대상 해충을 개별적으로 인식 (recognition)하고자 하였다. 현재 영상인식시스템은 전자-전산분야에서 문자나 음성 인식 등에 많이 적용되고 있으며, 농업분야에서는 농경지 관리의 기계자동화, 농산물 품질검사, 농경지의 잡초 탐색 및 동정, 병해충에 의한 피해 탐색 등에 적용되고 있다(Zwiggelaar *et al.*, 1996; Meyer and Deshazer, 1999; Andersen *et al.*, 2000; Marchant *et al.* 2001). 본 연구에서는 이러한 영상인식기술을 응용하여 해충의 밀도를 자동으로 측정함으로써 “현장 판별 관리 체제(*in situ* biomonitoring and management system)”를 위한 방법론을 개선하고자 하였다.

재료 및 방법

실험해충 및 야외영상

영상인식 기법의 적용을 위한 대상으로 벼에 가장 많은 피해를 주고 있는 벼멸구를 선정하였다. 이를 위해 농업과학기술원 구내에 벼를 시험 포트에 심고 공시충을 접종한 후 7월 말-8월 초에 시험영상을 촬영하였다. 촬영된 영상은 스캐너를 이용하여 디지털화하였으며 영상은 640×480 (pixel) 해상도를 적용하였다. Fig. 1a와 Fig. 1b 등은 실험에 사용된 영상을 나타낸다. 영상처리알고리즘을 적용하기 위하여 Fig. 1과 같은 영상을 11장면 사용하였다.

영상처리

촬영된 영상으로부터 목적 피사체(멸구류 이미지)

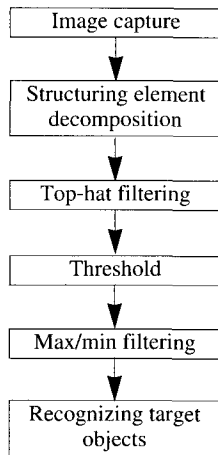


Fig. 2. Schematic diagram of image processing.

를 추출하는데 있어서 가장 중요한 점은 배경영상으로부터 목적영상을 효과적으로 구분해 내는 것이다. 이러한 구분을 위해서는 가장자리 탐지(edge detection), 선탐지(line detection), 역치(threshold) 적용 등 여러 방법이 있다(Jain, 1989). 그러나 야외에서 촬영되는 영상의 경우 다양한 형태의 배경영상과 조명의 불균등 등에 의하여 목적영상을 구분하기가 쉽지 않다. 따라서 본격적인 영상처리 전에 원하지 않는 잡영상을 제거하고 배경영상과 목적영상의 구분을 명확하게 만들어 주는 전처리과정이 필수적이다(Abdou and Pratt, 1979). 입력 영상 자료는 조명 강도(intensity)가 균일하지 않기 때문에 우선 이를 균일하게 처리해 주는 기법이 필요하다(Pratt, 1991). 이를 위해 본 연구에서는 대상 영상과 그 세부를 수학적형태(mathematical morphology)의 일련의 요소들과 각 요소의 상호작용으로 영상의 구조를 설명할 수 있는 수학적형태적 접근법(Serra, 1982)을 적용하여 처리하였다.

영상처리는 영상과 이를 관찰하는 기계시각 간의 상호작용을 통해 일어나는데, 이는 영상처리에서 구성요소(structuring element)라고 하는 간단한 모형의 구성과 조합을 통해 가능해진다. 형태적 구조 요소로는 선형, 정사각형, 원형 등 여러 가지가 있으나 본 연구에서는 목적영상인 해충의 형상을 고려하여 원형(disc)을 이용하여 영상 분해작업(decomposition)을 실시하였다(Adams, 1993; Jones and Soille, 1996). 형태적 구조의 상호작용은 형태적 변환으로 나타내게 되는데, 이는 목적영상 구조의 형태적 특성을 표출하는데 이용된다(Serra, 1982). 이러한 영상 구성인자분해(structuring element decomposition)과정을 거쳐 영상의 상이변환

(dilation) 및 침식(erosion)이 이루어지며(Serra, 1982), 목적영상과 배경영상의 구분이 좀더 명확하게 된다. Fig. 2에서 일련의 영상처리 과정을 나타내었다. 구성인자분해과정을 거친 입력영상은 비선형 고주파필터(nonlinear high-pass filter)인 탑햇(top-hat) 변환(Meyer, 1979)을 이용하여 이미지를 여과하고 배경영상의 불균등한 조명효과를 제거하였다. 영상의 변화는 목적영상 주변에서 그 차이가 보다 뚜렷해지는데, 그 차이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = f(x) - [f \ominus nB](x) \quad (1)$$

여기서 y 는 영상의 차이값을 나타내며, $f(x)$ 는 영상 신호, B 는 구성요소, n 은 가장자리 두께를 나타내는 인자, nB 는 목적영상의 주변부 가장자리에서 나타나는 구성요소의 합으로서 $nB = B \oplus B \oplus B \dots \oplus B$ (n 번 반복)로 나타낸다. $[f \ominus nB]$ 는 영상신호에서 주변부의 불균등 조명효과를 제거했음을 뜻한다. 여기서 개방(opening) f_{nB} 는 저주파 비선형 필터인데 이는 고주파 신호를 분리여과하기 위하여 사용된다. 식(1)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = f(x) - f_{nB} \quad (2)$$

따라서 탑햇변환의 출력인 차영상 ' $f - f_{nB}$ '는 높은 값만 포함하며, 배경영상은 제거되게 된다. 이러한 탑햇변환은 정점검출기로서 이용되고 있다(Jain, 1989).

이 후 잡영상이 일차적으로 제거되고 배경과 피사체가 구분되는 영상에 대하여 역치(threshold)를 주어 목적영상(멸구류 영상)을 배경영상으로부터 분리하였다. 설정된 역치값에 따라 그 값을 초과하는 경우는 "1" (목적영상; 멸구류)과 그렇지 않을 경우는 "0" (배경영상)으로 하는 이진영상(binary image)을 형성하도록 하였다. 본 연구에서는 역치값은 영상의 밝기를 0(어두움)과 1(밝음) 사이로 나타내었을 때 실험영상의 상태에 따라 0.18-0.25 범위로 선정하였다. 역치값이 크게 설정되면 보다 밝은 영상이 목적영상에 포함될 수 있게되며, 값이 작을수록 어두운 영상이 포함될 수 있다.

한편 이러한 과정을 통해 획득된 영상은 배경영상의 불균등성 때문에 원하지 않는 잡영상이 다시 생기게 된다. 따라서 이차적 잡영상 제거를 위해 목적영상이 가지는 일반적인 크기를 사전에 설정하고 최대-최소 필터를 별도로 사용하여 목적영상의 크기가 적정 범위를 초과하는 경우를 잡영상으로 재처리하였다. 이를 위해 목적영상(여기서는 멸구류 개체)의 크기(픽셀

수)를 개체별로 측정하고, 이를 크기에 따른 히스토그램으로 표현하여 하위 및 상위 허용한계를 설정하였다. 본 연구에서는 최소값 및 최대값을 설정하고, 허용범위에 든 목적영상의 갯수를 측정하였다. 전반적인 영상처리 및 개체인식은 Intel Pentium III 800(메모리 520 Mb)에서 Matlab (Version 6.1, The MathWorks 2001) 환경 하에 이루어졌다.

이러한 영상처리결과를 동일 촬영영상에 대해 멸구류 포장조사에 경험있는 사람이 직접 밀도를 헤아린 개체수와 비교하였다. 시각에 의한 측정개체수(dx)와 영상인식법에 의한 측정개체수(ix)의 비율에 따라 인식율(r, %)을 다음과 같이 측정하였다.

$$r(\%) = 100 - \left[\left(1 - \frac{\min(dx, ix)}{\max(dx, ix)} \right) \times 100 \right]$$

여기서 $\min(dx, ix)$ 는 dx 및 ix 중에서 최소값을 나타내며, $\max(dx, ix)$ 는 최대값을 나타낸다. 이를 통해 dx가 ix보다 작은 경우 또는 그 반대인 경우 모두 그 비율을 적절히 나타낼 수 있다. 밀도측정 효율 검증을 위한 통계분석은 STATISTICA (StatSoft 2000)를 이용하였다.

결과 및 고찰

Fig. 3은 입력 영상을 전처리하고 탐헛 전환(Fig. 2)을 거친 후의 영상의 한 예를 나타낸다. Fig. 1에 비해 배경의 명암변이가 뚜렷이 적어졌고 전체적으로 밝은 색의 멸구류 영상과 구별되었다. Fig. 4a는 다시 균일화된 영상을 역치값(threshold)을 이용하여 이진(흑백)

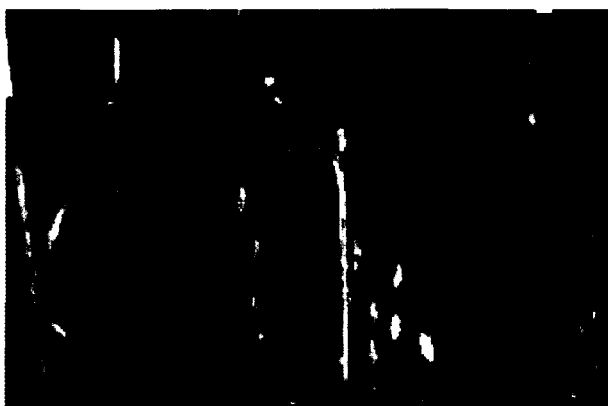


Fig. 3. An example image after the top-hat transformation.

영상으로 나타낸 예이다. 멸구류 피사체의 밝기를 기준으로 역치 이상은 “1”로, 그렇지 않은 경우는 “0”으로 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 역치처리를 해 줌으로서 멸구류가 보다 명확하게 나타났다. 그러나 일반적인 멸구류의 크기보다 현저히 작은 잡영상들이 곳곳에 나타나 있다. 이는 조명의 불균등이나 멸구류와 유사한 영상값을 가지는 이물질에 기인된 소형 잡영상이다. 소형 잡영상과 함께 Fig. 4a의 왼쪽과 중간에서 세로로 멸구류 보다 크고 긴 영상이 나타났다. 이들은 Fig. 3에서 보아 알 수 있듯이 벼잎을 나타낸다. 앞서 언급하였듯이 이러한 잡영상에 대한 영상 제거를 피사체의 크기에 따라 제거하기 위해 Fig. 4a

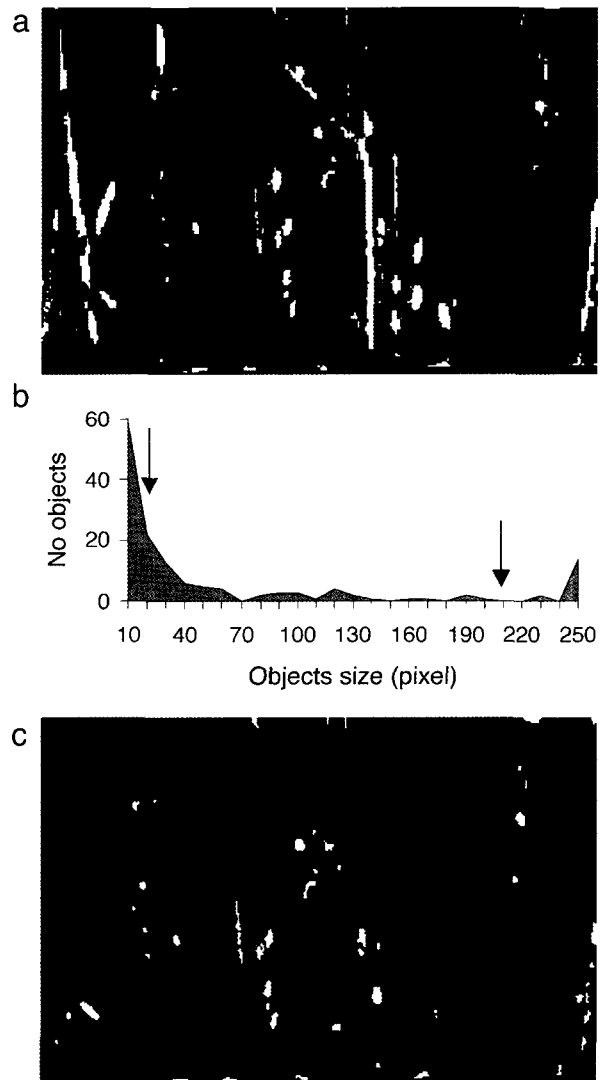


Fig. 4. Recognition of target images. a) Image after threshold process, b) Distribution of the number of the target objects against object size, and c) Image after max-min filtering.

에서 “1”로 나타난 전 영상의 크기를 히스토그램으로 나타내었다(Fig. 4b). 중간의 정점 주위가 목적 피사체인 멸구류의 크기를 나타낸 것을 알 수 있다. 아울러 좌우 끝 쪽에서도 빈도가 높게 나타났다. 이는 크기가 멸구류보다 매우 작거나 큰 경우의 영상들을 나타낸 것이다. 이러한 히스토그램을 분석하여 멸구류 개체 범위에 나타나는 영상을 살리고, 기타 크거나 작은 잡 영상은 제거하였다. 본 연구에서 멸구류 크기에 대한 최소 및 최대 역치값을 각각 15 및 200 pixel로 설정하였다. Fig. 4c는 이러한 처리과정을 거친 영상을 나타낸다. 아주 작거나 큰 개체를 제외하고 멸구류 비슷한 영상이 얻어 짐을 볼 수 있다. 최소-최대값 처리된 이진영상(binary image)으로부터 독립된 영상을 계수하여 목적영상인 멸구류의 밀도를 산출하였다.

Fig. 5는 야외에서 촬영된 각기 다른 11종류의 영상

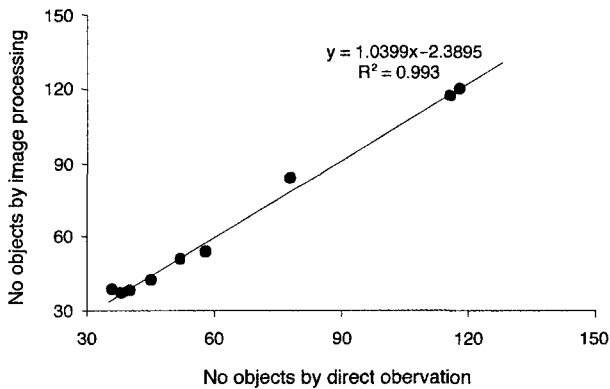


Fig. 5. Scatter plots representing relationships between the number of objects counted by digital image processing and by direct observation.

에 대해서 멸구류 식별에 경험있는 실험자에 의해 실측한 밀도와 디지털 영상인식과정을 통해 계수된 밀도와 비교한 결과를 보여 준다. 높은 R²값(0.993)에서 볼 수 있듯이 두 방법은 매우 일치하였다. 측정된 멸구류의 개체수는 영상인식법의 경우 영상의 종류에 따라 36-118개체로 산출되었으며, 실험자가 직접 관찰한 경우는 37-120개체의 범위로 측정되었다. 또한 앞서 언급하였듯이 시각에 의한 측정과 영상인식법을 이용한 산출의 차이를 인식율로 나타낸 결과 평균 95.8% (±0.88 SE) (11 영상)의 높은 값을 나타내었다.

한편 11개의 각 영상으로부터 멸구류 개체수를 산출하는데 소요되는 시간을 구하였다. 영상인식법을 이용하는 경우는 36.11초(±1.39 SE), 경험있는 관찰자의 시각에 의한 직접 측정은 평균 50.36 (±5.01 SE) 초가 소요되어 영상인식법이 효과적임을 알 수 있었다(t=|2.52|, p=0.023) (Fig. 6a). 컴퓨터를 이용하는 경우 잡영상이 많은 경우는 상대적으로 보다 많은 시간이 소요되었으나 영상들 간에 큰 차이는 없었다. 멸구류의 개체수가 상대적으로 적고 멸구류의 구분이 명확한 경우는 시각에 의한 직접 측정이 영상인식법보다 빨랐으나 개체수가 증가하고 영상이 복잡해짐에 따라 소요시간이 큰 폭으로 증가하였다(Fig. 6a). 멸구류 한 개체를 인식하는데 소요되는 시간(영상자료 인식 소요 시간/개체수)은 영상인식법의 경우가 평균 0.65초(±0.07 SE)로 소요되어, 평균 0.85초(±0.07 SE)가 소요된 직접 측정법보다 다소 적었다(t=|1.99|, p=0.064). 두 방법 모두 개체수의 증가에 따라 단위 개체당 소요시간은 감소하였다(Fig. 6b). 그러나 컴퓨터를 이용한 영상인식법의 경우는 각종 자료정리 및

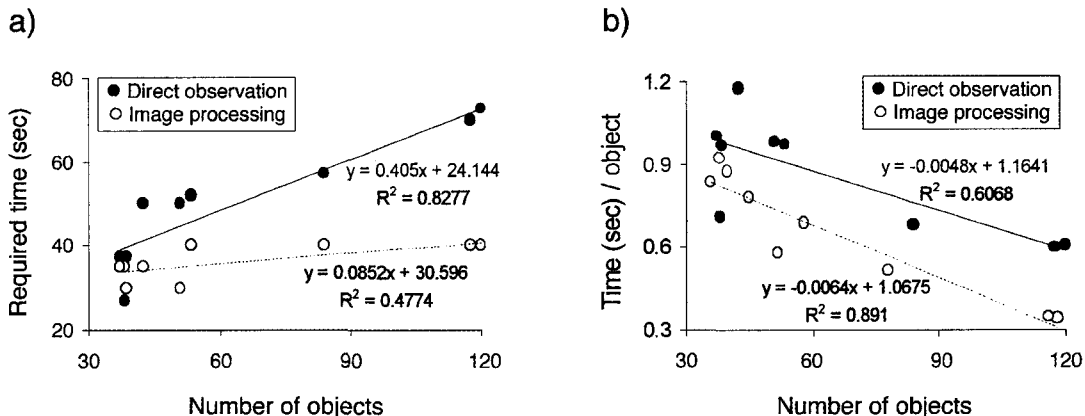


Fig. 6. Comparison of required time to recognize the objects between digital image processing and direct observation. (a) Overall time for recognizing the objects from the sample images, and (b) recognition time required per object.

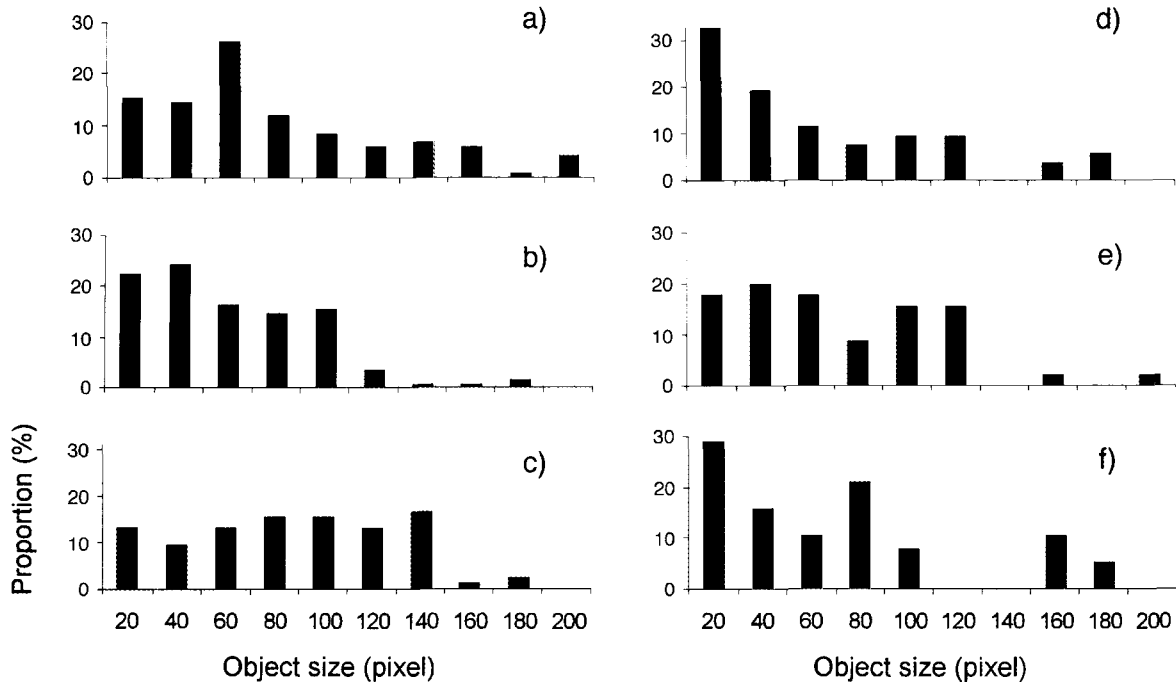


Fig. 7. Proportion (%) of different object sizes. The object size was measured after counting the number of objects. The alphabets (a-f) represent the cases of six sample images.

통계처리를 수행하는데 걸리는 시간이 모두 포함되어 있으므로, 이를 제외하고 실제 멸구류를 구분하고 개체수를 헤아리는 경우 시각에 의한 직접측정 경우보다 훨씬 짧은 시간이 소요되리라 여겨진다. 일반적으로 컴퓨터 인지 분야에서 예상되는 시간보다는 다소 긴 시간이 소요되었는데 이는 프로그램의 운용환경에 영향을 받은 것으로 보인다. 본 연구에서 이용된 운용환경인 Matlab은 자료 매트릭스(matrix) 및 그래프 처리 등을 쉽게 할 수 있도록 개발되어 있으나 순차적인 계산이 필요한 경우는 일반 컴파일러를 이용한 프로그램보다 다소 느린 것으로 알려져 있다. 따라서 앞으로 C++ 등의 컴파일러를 이용하여 프로그램을 작성하고 알고리즘을 보다 더 간소화한다면 소요되는 계산시간을 더 줄일 수 있을 것으로 여겨진다.

앞서 살펴본 것처럼 독립된 피사체 영상에 대해서 그 크기를 측정할 수 있었다. 이를 이용하여 개체영상의 크기의 분포도 상대적으로 산출할 수 있다. Fig. 7은 각 표본 영상에서 측정된 개체영상의 크기에 따른 분포 비율을 나타낸 것이다. 전체적으로 큰 크기의 개체수는 작은 크기의 개체수와 구분되어 낮게 나타남을 알 수 있다. 또 작은 크기의 개체 중에서도 영상 a, d, f에서는 제일 작거나 특정 크기의 개체수가 높게 관

찰되었고, 반면 b, c, e에서는 큰 개체를 제외하고 비교적 균등하게 분포하고 있음을 보여주고 있다. 이를 통해 표본 추출된 개체군의 연령구성 비율을 비교적 용이하게 측정할 수 있다.

그러나 이를 실제 적용하기 위해서는 선행되어야 할 사항이 있다. 각 영기에 따른 크기를 사전에 알아야 한다. 이를 위해 각 영기에 대해 충분한 수의 멸구를 택하여 크기를 측정하고 크기에 따른 분포 양상을 먼저 파악하여야 한다. 이를 위해 각 영기에 해당되는 크기 측정은 많은 연구 노력이 다시 요구되기 때문에 별도로 다루고자 한다.

또한 야외에서 디지털 영상으로 촬영될 때 영사 확대비율이 쉽게 달라질 수 있기 때문에 디지털 영상으로 촬영할 경우 각 연령별 크기에 대한 보정이 필수적으로 요구된다. 앞으로 이러한 연구가 추가로 수행되어 실제 크기에 대한 보다 자세한 정보를 축적할 필요가 있다고 여겨진다.

본 연구에서는 멸구류를 택하여 피사체 색깔과 면적을 기준으로 구분하여 인지하였다. 그러나 멸구류에서는 벼멸구 외에 흰등멸구, 애멸구 등 경제적으로 중요한 다른 종류도 포장에서 채집된다. 이러한 종들을 분리하여 인식할 수 있으면 각 종에 대한 방제 정보

를 별도로 구할 수 있고 해충관리전략을 구체적으로 수립하는데 매우 도움이 될 수 있다. 그러나 각 종의 구분은 고도의 패턴 인지 기법을 요구하므로 현 단계에서는 어려웠는데, 앞으로 이에 대한 보다 많은 연구가 필요하다 하겠다. 본 연구는 이러한 연구의 시발 단계로써 비교적 인식하기가 용이한 벼 밀둥에 있는 멸구류를 인지하도록 하였다.

밀도측정 자동화는 앞으로 전국적으로 구성된 네트워크를 통해 실시간으로 입력되어 전국자료를 즉시 분석할 수 있는 체계가 구축될 수 있게 해 줄 수 있을 것이다. 또한 일선 현장의 밀도조사법이 표준화되지 않아 이를 이용하는 발생예측모델 구현에 애로가 있는데, 이러한 표준화된 조사법의 결과를 이용함으로써 모델의 예측성을 크게 향상시킬 수 있을 것으로 여겨진다. 본 연구는 일차적으로 영상인식기법이 해충에 적용 될 수 있음을 검증하였는데 앞으로 자동 종재인을 위한 기반 기술로 제공될 수 있으리라 여겨진다.

결론적으로, 영상처리에서 사용되는 기법을 이용하여 멸구류 개체수를 효율적으로 측정할 수 있고, 개체군의 상대적 연령분포도 추정이 가능하였다. 이러한 영상인식시스템이 야외에서 주요 농업해충의 밀도를 효과적으로 측정하여, 해충의 발생시기 및 발생량 예측을 위해 중요한 예찰자료를 제공할 수 있으리라 사료된다.

사 사

본 연구는 부산대학교 학술연구구성비(4년과제)에

의한 연구임.

Literature Cited

- Abdou, I.E. and W.K. Pratt. 1979. Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors. *Proceeding of the IEEE*. 67: 753~763.
- Adams, R. 1993. Radial decomposition of discs and spheres. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing* 55: 325~332.
- Andersen, H.J., C.M. Onyango and J.A. Marchant. 2000. The design and operation of an imaging sensor for detecting vegetation. *International Journal of Imaging Systems and Technology* 11: 144~151.
- Jones, R. and P. Soille. 1996. Periodic lines: Definition, cascades, and application to granulometries. *Pattern Recognition Letters*. 17: 1057~1063.
- Jain, A.K. 1989. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Marchant, J.A., H.J. Andersen and C.M. Onyango. 2001. Evaluation of an imaging sensor for detecting vegetation using different waveband combinations. *Computers and Electronic in Agriculture* 32: 101~117.
- Meyer, F. 1979. Iterative image transformations for an automatic screening of cervical smears. *J. Histo. Cytochem.* 27: 128~135.
- Meyer, G.E. and J.A. Deshazer. 1999. *Precision Agriculture and Biological Quality*. *Proceedings of SPIE*. Volume 3543.
- Pratt, W.K. 1991. *Digital image processing*. John Wiley & Sons, New York.
- Serra, J. 1982. *Image analysis and mathematical morphology*. Academic Press.
- StatSoft, Inc. 2000. *STATISTICA for Windows* [Computer program manual]. Tulsa, OK.
- The Mathworks, Inc. 2001. *MATLAB Version 6.1*, Massachusetts.
- Zwiggelaar, R., Q.S. Yang., E. Garcia-Pardo and C.R. Bull. 1996. Use of spectral information and machine vision for bruise detection on peaches and apricots. *Journal of Agricultural Engineering Research* 63: 323~332.

(Received for publication 6 January 2003;
accepted 11 March 2003)