

SVM(Support Vector Machine)을 이용한 묘삼 자동등급 판정 알고리즘 개발에 관한 연구

오현근 이훈수 정선옥 조병관

Study on the Development of Auto-classification Algorithm for Ginseng Seedling using SVM (Support Vector Machine)

H. K. Oh H. S. Lee S. O. Chung B.-K. Cho

Abstract

Image analysis algorithm for the quality evaluation of ginseng seedling was investigated. The images of ginseng seedling were acquired with a color CCD camera and processed with the image analysis methods, such as binary conversion, labeling, and thinning. The processed images were used to calculate the length and weight of ginseng seedlings. The length and weight of the samples could be predicted with standard errors of 0.343 mm, and 0.0214 g respectively, R^2 values of 0.8738 and 0.9835 respectively. For the evaluation of the three quality grades of Gab, Eul, and abnormal ginseng seedlings, features from the processed images were extracted. The features combined with the ratio of the lengths and areas of the ginseng seedlings efficiently differentiate the abnormal shapes from the normal ones of the samples. The grade levels were evaluated with an efficient pattern recognition method of support vector machine analysis. The quality grade of ginseng seedling could be evaluated with an accuracy of 95% and 97% for training and validation, respectively. The result indicates that color image analysis with support vector machine algorithm has good potential to be used for the development of an automatic sorting system for ginseng seedling.

Keywords : SVM, Ginseng seedling, Image processing

1. 서론

삶의 질 향상과 더불어 고품질 고기능성 농산물에 대한 국내 소비자들의 관심과 소비량이 증가하고 있다. 특히 우리나라 대표적 건강식품 중 하나인 인삼의 소비량이 증가하면서 인삼의 생산량이 매년 증가하고 있는 추세이다. 그러나 현재 우리나라의 인삼 생산증가량은 세계 인삼 생산증가량보다 낮은 실정이다. 1987년도만 해도 우리나라의 인삼 생산량은 전 세계 생산량의 47%로 세계 1위의 생산량을 기록했지만 현재는 중국에 이어 세계 2위의 인삼생산국이 되었다. 해가 갈수록

중국과 생산량의 격차가 벌어지고 3,4위 인삼생산국인 캐나다와 미국과의 격차가 점점 좁아지고 있다.

우리나라는 다른 나라에 비해서 토지 면적이 좁고 인건비가 높아 경작지를 넓혀서 인삼의 수확량을 높이는 것은 한계가 있다. 따라서 우리나라의 인삼 농가를 보호하고 인삼 종주국으로서의 위상을 지키기 위해서는 수확량뿐만 아니라 인삼의 품질을 높여 다른 나라의 인삼과 차별화해야 한다. 인삼의 수확량과 품질을 좌우하는 인자들은 토양, 기후, 날씨, 종자, 묘삼의 품질 등이 있는데 이중에서 토양이나 기후, 날씨 등과 인삼의 생산성 및 품질과의 관계는 연구가 진행되어 왔으나

This study was conducted by the research fund supported by Rural Development Administration(RDA). The article was submitted for publication on 2010-09-14, reviewed on 2010-12-28, and approved for publication by editorial board of KSAM on 2011-01-14. The authors are Hyun Keun Oh, KSAM student member, Graduate Student, Hoon Soo Lee, KSAM student member, Graduate Student, Sun Ok Chung, KSAM member, Assistant Professor, and Byoung Kwan Cho, KSAM member, Assistant Professor, Dept. of Biosystems Machinery Engineering, Chungnam National University. Corresponding author: B.-K. Cho, KSAM member, Assistant Professor, Dept. of Biosystems Machinery Engineering, Chungnam National University, Daejeon, 305-764, Korea; Fax: +82-42-823-6246; E-mail: <chobk@cnu.ac.kr>.

인삼의 품질을 좌우하는 요인인 종자나 묘삼이 최종의 품질에 미치는 영향에 관해서는 연구가 아직 미흡한 실정이다. 특히 묘삼은 모밭에서 1년간 자란 종자삼으로 인삼의 생장에 직접적인 영향을 미친다(Lee et al., 2008).

묘삼은 4년생 인삼으로부터 채취한 종자에서 과육을 제거한 후, 7월 하순부터 11월 상순까지 서늘하고 그늘지며 물주기가 편리한 곳에서 싹을 틔운 후, 모밭에 이식하여 1년간 키운 인삼이다. 수확한 묘삼은 크기와 무게, 그리고 형상에 따라서 선별하되 뇌두가 건실하고 동체가 곧으며 길이가 15 cm 이상이며 1차(750 g)당 800본 이내면 최고 등급인 갑삼으로 분류하고, 갑삼에 약간 못 미치고 1차(750 g)당 800~1,100본이면 차상위 등급인 을삼으로 분류한다. 크기가 작고, 형상이 불량하며 싹이 트고 상처가 있으며, 변증 및 적변이 있는 삼은 하등급인 불용삼으로 분류한다. 분류된 묘삼 중 갑삼과 을삼은 모밭에 재식하고 불용삼은 가공용으로 사용하거나 폐기한다.

현재 농가에서의 묘삼선별은 인력에만 의존하고 있어 노동력과 시간이 많이 소요되고 정확한 선별을 위한 선별자의 교육에 시간이 많이 소요되고 있다. 따라서 본 연구에서는 묘삼 선별의 생력화를 위해 영상처리를 이용한 묘삼의 자동선별장치를 개발하고자 하였다.

영상처리를 이용하여 농수산물의 크기, 형상, 무게를 판정하여 등급을 구분하는 방법은 많이 연구가 되고 있다. 노 등(1995)은 흑백영상처리장치를 이용하여 다목적 과일 선별기를 개발을 위하여 과실의 중량과 크기의 상관관계와 과실이 송으로 인한 잔상의 영향을 연구하였다. 김 등(1998)은 영상처리법을 이용하여 어체 길이를 선별하는 연구를 수행하였으며 양 등(2005)은 고구마의 형상, 휨, 손상을 선별하는데 있어서 영상처리를 이용하여 선별하였고 구 등(2008)은 사과외 부피와 숙성도를 영상처리를 이용하여 등급 판정하는 시스템을 연구하였다. 김 등(1997)은 인삼의 영상을 이용한 선별장치를 개발한 연구를 하였다. 그러나 묘삼의 품질측정에 대한 연구는 아직 수행되지 않았고 인삼선별 관련연구는 대부분 6년근 삼이나 홍삼의 품질의 측정에 관해서 연구가 되어왔다.

본 논문에서는 기계시각을 이용하여 묘삼의 등급을 판정할 수 있는 영상선별 알고리즘을 개발하고자 하였다.

2. 재료 및 방법

가. 실험재료

묘삼은 충남 논산에 위치한 인삼재배 농가에서 3월 중순에 수확한 후 전문가(농민)가 갑삼, 을삼 불용삼으로 선별한 것을 등급 별로 구입하였다. 각 등급별로 100개씩의 묘삼을 촬영하여 선별알고리즘개발에 사용하였다. 등급별로 70개씩 총 210개는 알고리즘개발을 위해 나머지 90개는 개발된 알고리즘의 검증을 위하여 사용 하였다.

나. 영상처리 시스템

묘삼의 등급을 선별하기 위한 영상처리 시스템은 조명박스(그림 1), 칼라 CCD (charge - coupled device)카메라, 영상처리용 컴퓨터로 구성하였다. 조명은 20 W 3과장 램프 4개를 설치하고 램프 밑에 백색 아크릴판을 부착하여 광산란을 유도하므로 광이 시료에 고루 분포 되도록 하여 고반사 현상을 최소화 하도록 하였다. 조명박스 외부는 철판으로 덮어서 외부광의 영향을 최소화 하였다. 칼라 CCD카메라(HCC-640 N/P, Honeywell)는 640×480 해상도를 지원하는데 Interlaced

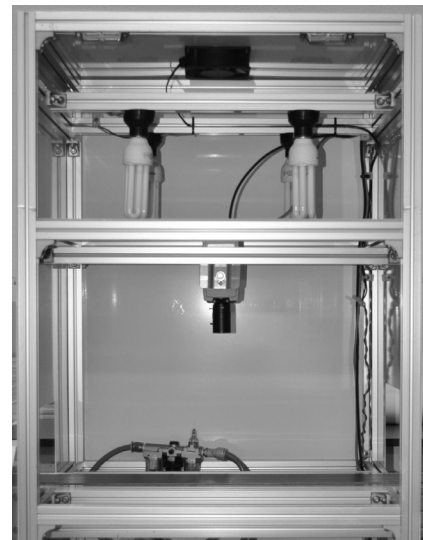


Fig. 1 Light box.

Table 1 Ginseng Seedling of characteristic

	length(cm)				weight(g)			
	max	min	mean	standard deviation	max	min	mean	standard deviation
Gab	25	15	17.7	2.1	2.9	1.05	1.74	0.41
Eul	14.9	10.1	12.8	1.4	1.05	0.41	0.61	0.15
Abnormal (total)	17	5	11.1	2.8	1.07	0.06	0.49	0.23
Abnormal (bad shape)	16.2	5	10.7	2.7	1.07	0.09	0.59	0.21

scan 방식으로 영상을 획득한다. 카메라의 렌즈는 Honeywell 사의 GL-D40V160CS 렌즈를 사용하였다. CCD카메라로부터 획득된 영상은 프레임 그래버의 입력라인을 통해서 컴퓨터로 보내지고 보내진 영상은 Visual C++ 6.0 프로그램과 Matrox 사에서 지원하는 프로그램 MIL-Lite를 이용하여 그림 2와 같이 영상처리가 이루어지도록 하였다.

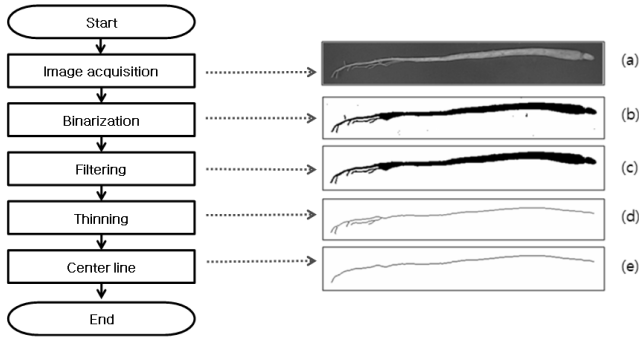


Fig. 2 Flow chart of image processing.

다. 묘삼 등급 선별을 위한 알고리즘

1) 이진화 알고리즘

영상에서 묘삼을 분리하기 위해서 획득한 영상을 이진화한다. 이진화 방법은 우선 입력 받은 칼라 영상을 식 (1)을 사용하여 흑백영상으로 바꾼다. 210개의 흑백영상에서 묘삼 부분의 영상의 픽셀값의 히스토그램과 배경부분의 픽셀값의 히스토그램을 비교하여 겹치는 면적이 가장 적은 값을 문턱값으로 사용하였다. 흑백영상의 픽셀의 값이 문턱값 보다 작으면 배경으로 인식하고 값을 255(흰색)으로 픽셀의 값이 문턱 값 보다 크면 묘삼으로 인식하고 픽셀 값을 0(검은색)으로 바꾸어 이진화한다(그림 2-(b)).

$$H = 0.30 \times R + 0.59 \times G + 0.11 \times B \quad (1)$$

where, R=Red, G=Green, B=Blue, H=Gray

2) 라벨링을 이용한 잡음제거

영상의 이진화를 수행하는 과정에서 배경 부분이 조명이나 주변 환경의 영향으로 묘삼으로 잘못 인식되어 검은색으로 처리되는 부분이 있다. 이 영역을 지우기 위해서 검은 색 영역을 라벨링한 후에 라벨링 영역이 가장 큰 값을 묘삼으로 간주하고 나머지 영역을 지운다(그림 2-(c)). 라벨링은 8-근방 화소법을 사용하였다. 8-근방 화소법은 영상을 탐색하다가 픽셀의 값이 0인 픽셀을 찾으면 이 픽셀을 라벨링 후 이 라벨링 점의 8-근방점 중에서 값이 0인 픽셀로 이동하여 라벨링 후 다시 8-근방점 중에서 값이 0인 점을 찾는 방식으로

더 이상 라벨링 할 영역이 없어질 때까지 계속하여 반복 실행하여 라벨링한다.

3) 이진영상의 세선화

묘삼의 형상 선별과 길이 예측을 위한 전 단계로 이진화 영상을 세선화 하였다. 영상의 세선화란 묘삼의 형상 정보에서 형상 정보를 구성하는 선을 따라 윤곽을 가늘게 만드는 영상처리방법을 말한다. 묘삼을 세선화하기 위해서는 다음과 같은 조건이 유지되어야 한다.

조건 1. 알고리즘은 반복적으로 실행하면서 되풀이되는 과정에서 연결성을 유지해야 한다. 불연속을 만들 수도 있는 픽셀점을 제거하지 말아야 한다.

조건 2. 묘삼의 형상을 구성하는 부분의 길이를 짧게 만들지 말아야 한다. 즉, 묘삼의 원래 크기는 그대로 유지된 상태에서 세선화가 진행되어야 한다.

위와 같은 조건을 만족한 상태에서 묘삼의 면적 부분을 지워서 최종적으로 묘삼의 길이 요소만이 남도록 한다(그림 2-(d)).

4) 중심선 검출

묘삼의 너두 부분과 뿌리끝을 찾기 위해서 세선화된 영상의 픽셀을 검색하여 $N(P_0) = 1$ 인 세선화된 선들의 끝점들을 찾는다. 잡음제거 영상에서 이 픽셀의 위치가 같은 위치의 점을 중심으로 주변 25×25 의 픽셀의 값이 0인 픽셀 개수를 계산한 후 가장 큰 점을 묘삼의 너두쪽이라고 간주하고 찾은 픽셀 중에서 이 너두쪽 끝점과 가장 멀리 떨어진 픽셀을 뿌리의 끝점으로 인식한다. 너두부분과 뿌리끝을 찾고 난후에 너두부분 끝점과 뿌리 끝을 뺀 나머지를 잔뿌리로 보고 제거한 후 다시 뿌리 끝 부분을 찾아 너두부분 끝점과 뿌리 끝점을 제거한다. 제거되는 픽셀이 없을 때까지 반복하여 묘삼의 중심선을 찾는다(그림 3과 4).

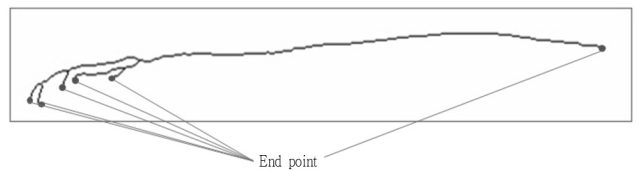


Fig. 3 Thinning image.

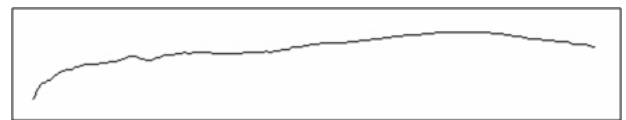


Fig. 4 Central image.

5) 묘삼의 형상 선별

불용삼인 묘삼 중에는 크기와 무게가 식재 가능한 묘삼의 범위에 속하지만 형상이 비정상인 경우가 많이 있다. 이 경우에 묘삼의 길이와 면적 기준만으로 불용삼을 구분하기가 충분하지 않다. 그렇기 때문에 묘삼의 형상이 정상과 비정상을 구분할 수 있는 알고리즘을 개발해야한다. 묘삼 형상에 대한 특징인자 값을 찾기 위해서 묘삼의 형상을 관찰한 결과 묘삼의 형상이 불량일 경우의 특징은 크게 두 가지로 나타났다. 첫 번째로 모양이 비정상적인 묘삼은 그림 5와 같이 묘삼이 여러 개의 뿌리로 구성된 형태이다. 이 특징을 수치화하기 위해서 세선화한 영상에서 잔뿌리를 제거하기전의 묘삼의 픽셀수를 계산한 후 잔뿌리를 제거한 후 묘삼의 픽셀수를 나눈 값을 특징인자로 사용하였다. 또 다른 비정상묘삼의 특징으로 그림6과 같이 묘삼의 굵기가 너두쪽에서 뿌리쪽으로 갈수록 급격하게 줄어드는 특징을 들 수 있다. 이 특징을 수치화하기 위해서 묘삼의 너두 부분의 면적과 묘삼의 중간 부분의 면적을 구하여 서로 나눈 값을 두 번째 특징인자로 사용하였다.

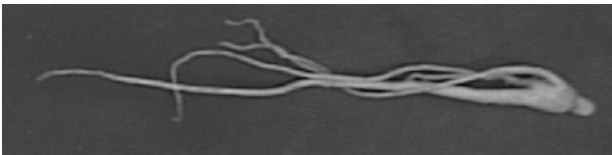


Fig. 5 Bad shape type1.

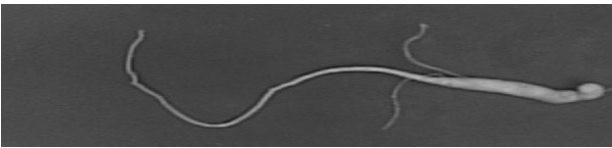


Fig. 6 Bad shape type2.

라. SVM분류

분류의 문제에서 가장 많이 사용하고 있는 기존의 선형판별법은 분류의 오차를 최소화하는 경계값을 찾도록 설계되어 있다. 하지만 SVM은 분류 오차를 최소화하는 것을 넘어서서 두 분류사이 존재하는 마진을 최대화하는 것을 목표로 하고 있다. 마진이란 두 클래스를 구분하는 경계 방정식으로부터 직선으로 가장 가까운 샘플까지의 거리의 두 배로 정의되고 가장 가까운 샘플들을 Support Vector라고 정의하고 이용한다.

이진 분류를 위한 분류 방정식은 식 (2)로 표현 할 수 있다. 여기서 \mathbf{x} 는 샘플을 나타내는 특징 벡터로 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^T$ 이다. \mathbf{w} 와 b 는 분류 방정식을 정의하는 매개 변수이다.

$$d(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \tag{2}$$

$$h = \frac{|d(\mathbf{x})|}{\|\mathbf{w}\|} \tag{3}$$

$$margin = 2h = \frac{2|d(\mathbf{x})|}{\|\mathbf{w}\|} = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \tag{4}$$

where, $\mathbf{w} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d)^T$

$$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^T$$

분류 방정식에서 마진값을 구하기 위해서 직선에서 어느 한 점까지의 거리를 구하는 공식인 식 (3)을 사용하면 분류 방정식에서부터 Support Vector까지의 거리를 구할 수 있다.

식 (2)에 임의의 0이 아닌 임의의 변수 C를 곱하여도 방정식의 직선은 바뀌지 않기 때문에 식 (2)에 적당한 C값을 곱하여 Support Vector를 대입했을 때 $|d(\mathbf{x})|$ 의 값이 1이 되도록 한다. 식 (2)에 샘플값을 넣었을 때 0보다 크면 클래스 $t_i = 1$ 에 속하고, 0보다 작으면 클래스 $t_i = -1$ 에 속한다고 하면 목적식 (5)와 제약식 (6)를 가지는 조건부 최적화 문제로 나타낼 수 있다.

$$Minimize : J(\mathbf{w}) = \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} \tag{5}$$

$$Subject\ to : t_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1 \geq 0 \tag{6}$$

where, $t_i =$ class name

식 (5)에서 \mathbf{w} 는 2차 항만을 가지므로 볼록함수이기 때문에 유일해를 가짐을 알 수 있다.

이런 종류의 조건부 최적화 문제를 풀기 위해서는 라그랑제 최적화기법을 사용하여 풀 수 있다. 식 (5), (6)을 이용하여 라그랑제 함수를 유도하면 식 (7)과 같은 라그랑제 함수를 구할수 있다.

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (t_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1) \tag{7}$$

where, $\alpha =$ Lagrangian constants

라그랑제 함수를 풀기 위해서 KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 조건을 이용하면 식 (8)~(11)를 유도할 수 있다.

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^N \alpha_i t_i \mathbf{x}_i \tag{8}$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=0}^N \alpha_i t_i = 0 \tag{9}$$

$$\alpha_i \geq 0 \tag{10}$$

$$\alpha_i = (t_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1) = 0 \quad (11)$$

KKT조건으로 찾아낸 식을 식 (7)에 대입하면 식 (12)와 같이 w 와 b 가 사라지고 α 만을 매개 변수값을 가지는 식을 만들 수 있다.

$$\text{Maximize} : L(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j t_i t_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (12)$$

$$\text{Subject to} : \sum_{i=1}^N \alpha_i t_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0 \quad (13)$$

식 (12)과 (13)의 조건부 최적화 문제를 풀게 되면 α_i 의 값을 찾을 수 있고 이 α_i 값을 식 (8)에 대입하면 w 를 구할 수 있다. 식 (11)에 α_i 값과 w 값을 대입하면 b 값을 찾을 수 있다. 여기서 찾은 w 값과 b 값을 식 (2)에 대입하면 분류 방정식의 해를 구할 수 있다.

마. 실험 방법

묘상의 선별을 위해 제작한 영상처리 시스템에 400개의 묘상을 손으로 하나씩 투입한 후 영상을 촬영한 후에 묘상의 길이와 무게를 측정하여 기록하였다. 묘상 영상과 길이, 무게 데이터를 획득한 후에 랜덤하게 영상을 선택하여 등급별로 70개씩의 영상을 분리하여 학습을 위하여 사용하였다. 학습하여 얻은 값을 이용하여 나머지 120개의 영상을 테스트하였다.

3. 결과 및 고찰

묘상의 중량과 길이를 예측하기 위해서 전체 70%의 묘상 영상 210개를 이용하여 묘상의 영역 픽셀 갯수와 중심선길이를 계산한 후 실제 중량과 길이를 비교하여 모델식을 만들었다(그림 9, 10). 그리고 모델개발에 사용되지 않았던 30%(90개)의 나머지 묘상영상으로 검증은 실시하였다. 검증 정확도는 중량예측의 경우 SEC(Standard Error of Calibration)=0.0214 g, $R^2=0.8738$ 이었으며 길이 예측 경우 SEC=0.0343 cm, $R^2=0.9835$ 였다.

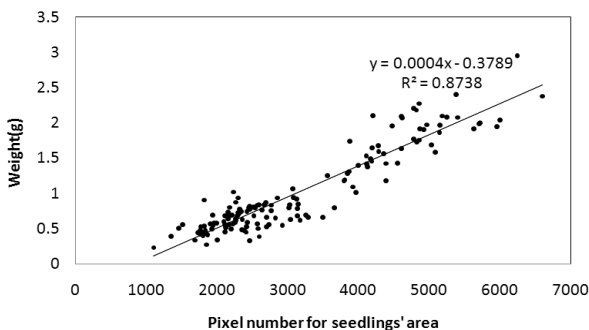


Fig. 7 Calculated pixel number vs. Measured weight of seedlings.

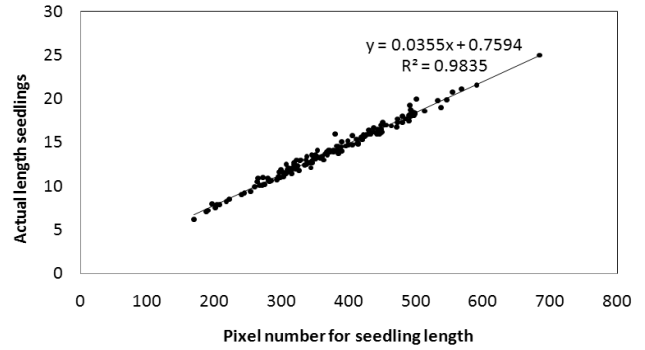


Fig. 8 Calculated central length vs. Measured length of seedlings.

가. 묘상 형상에 의한 선별

묘상의 중심선 길이와 묘상의 영역 픽셀개수를 이용하여 갑삼, 을삼, 불용삼의 데이터값을 표시하면 그림 9와 같다. 이 경우 등급을 선별하면 정확도가 85%가 된다. 이 중에서 특히 불용삼을 선별할시 정확도가 54%로 가장 좋지 않았다. 그 이유로는 불용삼의 경우 길이나 크기가 갑삼, 을삼에 속할 정도로 충분히 크지만 묘상의 형상이 불량이라서 불용삼으로 분류되는 경우가 많았기 때문이다. 따라서 형상 불량인 불용삼의 특징을 찾아서 먼저 갑삼과 을삼 그룹과 구별한 다음 길이에 의해 갑, 을, 불용삼으로 분리하면 보다 높은 선별 정확도를 기대할 수 있다.

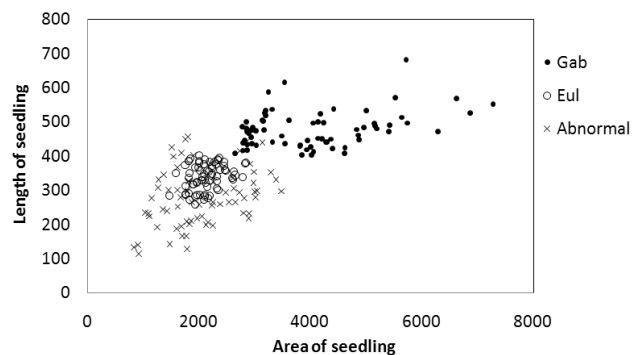


Fig. 9 Pixel length vs. Pixel number.

묘상의 형상을 선별하기위해서 묘상의 길이, 넓이, 길이 비율, 면적 비율 값을 사용하였다. 묘상의 영상 중에서 갑삼 70개와 을삼 70개와 형상이 불량인 묘상 70개의 영상에서 데이터를 획득하여 이것을 SVM분류기를 사용하여 묘상을 분류했다. 갑삼 70개와 을삼 70개와 형상이 불량인 묘상 70개의 영상에서 길이 비율(잔뿌리 제거 전 길이/중심선 길이)과 면적 비율(보두부분 면적/묘상의 중간부분 면적), 묘상 중심선의 길이, 묘상의 영역의 면적을 사용하여 형상선별에 활용하였다. 분류계면을 선정하기 위해 SVM분류기 사용하였는데 묘상의 길이 비율과 묘상 면적으로는 그림 10과 같이 98%의 정확도로 구분이 가능하였고 길이 비율과 묘상 중심선의

길이로는 그림 11과 같이 97%의 정확도로 구분이 가능했다. 이 두 가지 방법을 병행했을 때 99%까지 정확도가 향상되었다. 묘삼면적비율을 면적값과 함께 사용했을 시 그림 12와 같이 정확도가 82%였고 묘삼길이와 함께 사용했을 때는 그림 13과 같이 92%의 정확도를 보였다. 형상 인자값 중 면적 비율보다는 길이 비율을 사용했을 시 보다 우수한 선별 능력을 보였다. 앞에서 찾은 경계 방정식을 검증하기 위해서 갑삼, 을삼, 형상이 불량인 묘삼 영상을 이용하여 분석한 결과 총 90개의 테스트 데이터 중에서 2개의 데이터만 잘못 분류

되었다(98% 정확도).

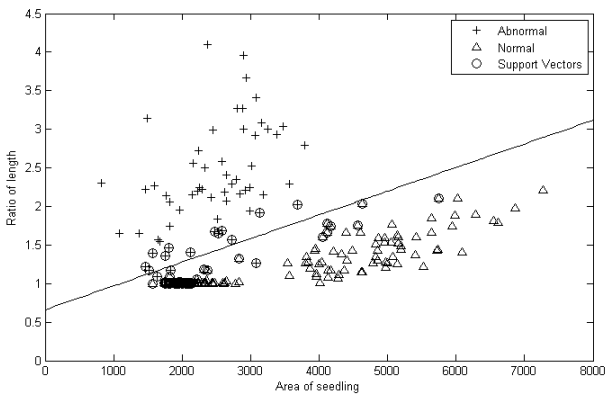


Fig. 10 SVM result for ratio of length vs. area of seedlings.

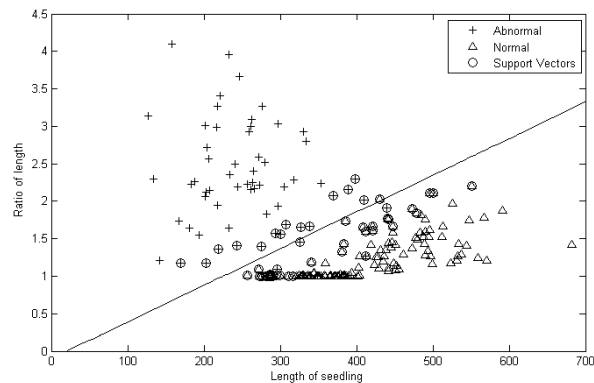


Fig. 11 SVM result for ratio of length vs. length of seedlings.

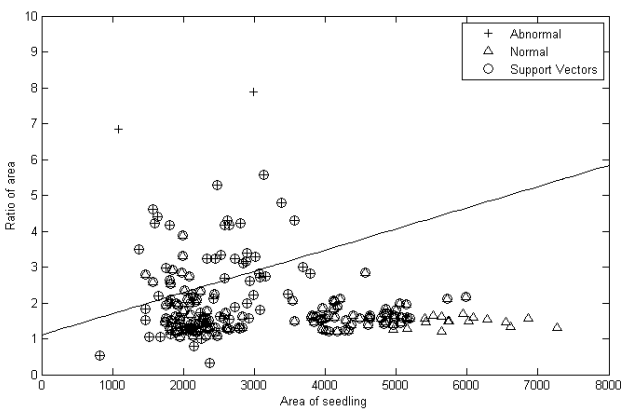


Fig. 12 SVM result for ratio of area vs. pixel number for seedling area.

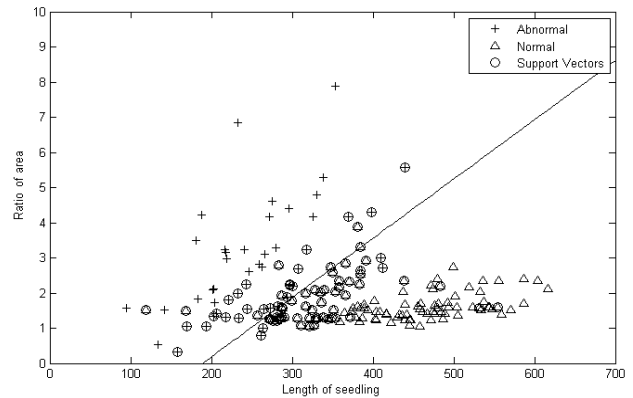


Fig. 13 SVM result for ratio of area vs. length of seedling.

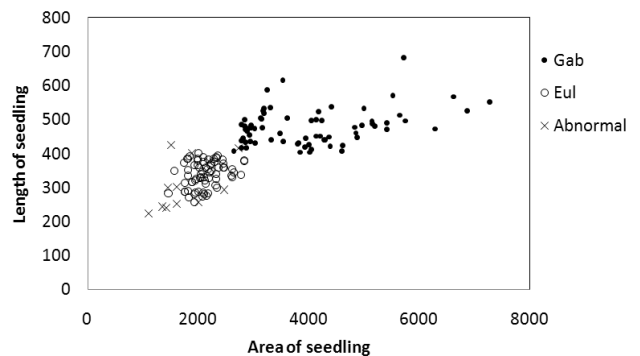


Fig. 14 Physical dimension of seedlings after removing bad chape seedlings.

나. 묘삼의 면적과 길이에 의한 선별

묘삼의 데이터에서 형상이 불량인 데이터를 제거하고 남은 데이터(그림 14)를 이용하여 묘삼의 등급판정을 위한 경계식을 SVM방법으로 찾았다. 중심선길이와 묘삼 면적의 픽셀수를 사용하여 학습시 표 2와 같이 약 95%의 정확도로 선별이 가능하였다. 학습해서 얻은 결과값을 가지고 갑삼, 을삼, 불용삼 각각 30씩 총 90개의 묘삼의 영상데이터를 테스트 해본 결과 표 3과 같이 97%의 정확도로 선별이 되었다.

선별오차는 거의 불용삼에서 발생하였는데 오차의 발생원인은 형상에 이상이 있지만 검출해내지 못하는 경우, 형상이 정상이지만 형상에 이상이 있다고 검출 되는 경우와 묘삼의 크기가 경계값 근처에 있어서 다른 등급으로 판정되는 경우이다. 불용삼 형상의 특징들을 추가로 발굴하여 형상 선별 특징인자를 추가하면 보다 선별정확도가 높아지리라 사료된다.

다. 묘삼의 영상처리 속도

선별기를 설계할 때 묘삼투입 시간 간격을 정하기 위해서

Table 2 Classification result of training data

Measured \ Predicted	Predicted			Accuracy
	Gab	Eul	Abnormal	
Gab	69(99%)	1(1%)	0(0%)	99%
Eul	0(0%)	68(97%)	2(3%)	97%
Abnormal	2(3%)	5(7%)	63(90%)	90%
Total				95%

Table 3 Classification result of test data

Measured \ Predicted	Predicted			Accuracy
	Gab	Eul	Abnormal	
Gab	30(100%)	0(0%)	0(0%)	100%
Eul	0(0%)	30(100%)	0(0%)	100%
Abnormal	2(7%)	1(3%)	27(90%)	90%
Total				97%

Table 4 Processing time for seedling image

Type	Processing time (s)			
	mean	standard deviation	Min	Max
Gab	0.39	0.05	0.33	0.67
Eul	0.33	0.02	0.31	0.47
Abnormal (total)	0.41	0.09	0.31	0.69
Abnormal (bad shape)	0.46	0.09	0.31	0.77

묘삼의 영상처리 속도를 Visual C++의 time함수를 이용하여 계산하였다. 영상처리 속도는 표4와 같이 을삼을 영상처리 할 경우가 평균 0.33초로 가장 빨랐고 그다음이 갑삼(0.39초) 그리고 불용삼(0.41초), 형상이 불량인 묘삼(0.46초) 순으로 나타났다. 묘삼의 형상에서 을삼이 가장 단순하고 그 다음에 갑삼, 불용삼, 형상이 불량인 묘삼 순으로 형상이 복잡해지는데 영상처리 하는데 있어서 라벨링 알고리즘과 세선화 알고리즘에서 묘삼의 형상이 복잡해질수록 계산 속도가 오래 걸리므로 복잡한 형상일수록 영상처리시간이 더 소요되었다.

후 묘삼 등급을 판정하였을 경우 정확도는 97%로 향상 되었다. 불용삼 선별의 정확도를 높이기 위해서는 불용삼의 형상을 선별할 수 있는 특징 인자값 들을 추가로 발굴하여 알고리즘을 보강할 수 있으라 판단된다.

사 사

본 논문은 농촌진흥청 FTA대응기술개발사업(과제번호: 20100401-086-034-001-06-00)의 지원에 의해 이루어진 것임

4. 요약 및 결론

본 논문은 기계시각 및 영상처리를 이용하여 묘삼의 등급 판정 알고리즘 개발에 관한 연구이다. 묘삼을 선별하기 위해서는 CCD카메라를 이용하여 묘삼의 영상을 획득하였다. 묘삼의 길이와 무게를 예측하기 위해 중심선길이, 묘삼의 면적 계산 알고리즘을 개발하여 사용하였고, 묘삼의 형상선별을 위해서 묘삼의 길이비(세선화 영상의 길이/묘삼의 중심선길이)와 묘삼의 면적비(너두부분 면적/묘삼 중간부분 면적)의 값을 사용하였다. 묘삼의 등급 판정을 위해서 중심선길이와 묘삼의 면적만을 이용하였을 시 정확도는 85%정도로 낮게 나왔지만 길이비 인자값을 이용하여 묘삼의 형상을 선별한

참 고 문 헌

1. C. S. Kim and J. Y. Rhee. 1997. Computer Vision System for Automatic Grading of Ginseng. Journal of the Korean Society for Agricultural Machinery. 22(2):227-236
2. D. J. Kim and J. E. Ha. 2005. Digital image processing using Visual C++. Sitech Media.
3. G. M. Yang, K. H. Cho and J. R. Park. 2005. Development of an Automatic Sweet Potato Sorting System using Image Processing. Journal of Biosystems Engineering 30(3):172-178.
4. H. K. Lee. 2007. Digital Image Processing Theory and Practice (Visual C++ approach). Sitech Media.

5. J. C. Lee, D. J. Ahn, J. S. Byen and J. S. Jo. 1998. Relationships Between Growth Characteristics as well as Mineral Contents of Ginseng Seedlings and Yield of Ginseng Roots. *J. Ginseng Res.* 22(4):294-298.
6. M. J. Koo, D. K. Hwang, W. R. Lee, J. H. Kim and J. M. Seo. 2008. Development of a low-cost fruit classification system based on Digital images. *Journal of the Korea Society of Computer and Information* 13(6):155-162.
7. S. B. Kim, H. S. Kim, S. K. Kim and Y. B. Jeon. 1998. Development of a Fish Size Grading Machine Using an Image Processing Method. *Korean Fish, Soc.* 31(3):317-322.
8. S. H. Noh, J. W. Lee and I. G. Hwang. 1995. Fruit Grading Algorithms of Multi-purpose Fruit Grader Using Black & White Image Processing System. *Journal of the Korean Society for Agricultural Machinery* 20(1):95-103.