

# Quality Inspection of Dented Capsule using Curve Fitting-based Image Segmentation

Ki-Hyeon Kwon\*, Hyung-Bong Lee\*\*

## Abstract

Automatic quality inspection by computer vision can be applied and give a solution to the pharmaceutical industry field. Pharmaceutical capsule can be easily affected by flaws like dents, cracks, holes, etc. In order to solve the quality inspection problem, it is required computationally efficient image processing technique like thresholding, boundary edge detection and segmentation and some automated systems are available but they are very expensive to use. In this paper, we have developed a dented capsule image processing technique using edge-based image segmentation, TLS(Total Least Squares) curve fitting technique and adopted low cost camera module for capsule image capturing. We have tested and evaluated the accuracy, training and testing time of the classification recognition algorithms like PCA(Principal Component Analysis), ICA(Independent Component Analysis) and SVM(Support Vector Machine) to show the performance. With the result, PCA, ICA has low accuracy, but SVM has good accuracy to use for classifying the dented capsule.

▶ Keyword : Dented Capsule, Curve Fitting, Total Least Square, SVM

## I. Introduction

의약품 산업 응용 분야에서 캡슐의 실시간 품질검사는 산업 생산성과 경쟁력 견지에서 중요하며 컴퓨터 비전 기반 자동품질검사는 이 문제를 해결하는 하나의 방법이다. 그리고 머신 비전은 품질관리 및 산업프로세스의 실시간 피드백을 주어, 물리적인 제한과 사람의 주관적인 판단을 극복할 수 있다.

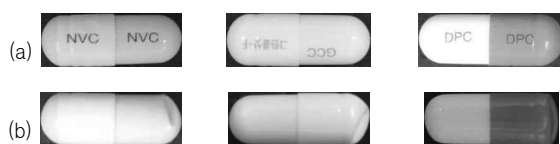


Fig. 1. (a) Normal Capsule (b) Dented Capsule

의약품 캡슐의 경우에도 제품 생산과정에서 색상 불량, 함몰(dent), 균열(crack) 등 여러 가지 결함이 발생할 수 있으며 이로 인해 회사 수익의 감소, 제조시간 및 생산단가의 증가, 시장

으로 보내지는 제품 품질에 대한 불확실성을 가져오므로 낮은 비용으로 빠르게 처리하는 품질 처리 제어기 개발은 경쟁력을 가지게 한다[1]. Fig. 1은 정상 캡슐과 함몰된 캡슐 그레이 이미지이다.

컴퓨터비전 기반 시스템에서 디지털카메라에서 취득되는 디지털이미지는 주로 24-비트 컬러이미지이다. 이처럼 많은 레벨을 가지는 이미지분석은 복잡한 이미지 처리기법을 필요로 한다. 그러나 실시간 애플리케이션에서, 캡슐 검사는 수 밀리세컨드 안에 검사되어야 하므로 이미지 크기를 줄이고 관리 가능한 수의 그레이 레벨로 만들어야 한다. 이때 중요한 것이 최적의 임계값을 구해 적용(thresholding)하는 것이다.

캡슐 이미지 품질 검사 관련 연구로 이미지 기반의 캡슐 비파괴 검사 및 표면 검사 연구[2][3], 유사 영역에 기반을 두어 경계점을 찾는 기법을 통해 이미지를 분할하고 이미지 분석과 가시화에 관한 연구[4][5], 다변량 이미지 분석을 사용하여 색상 캡슐의 검사 방법에 관한 연구[6][7], 그리고 단순 가중 임계값을 적용한 세그멘테이션 기법에 관한 연구들이 진행되었다 [8][9].

• First Author: Ki-Hyeon Kwon, Corresponding Author: Hyung-Bong Lee  
\*Ki-Hyeon Kwon (kweon@kangwon.ac.kr), Dept. of Electronics, Information & Communication Engineering, Kangwon National University  
\*\*Hyung-Bong Lee (hblee@gwnu.ac.kr), Dept. of Computer Science & Engineering, Gangneung-Wonju National University  
• Received: 2016. 09. 30, Revised: 2016. 11. 09, Accepted: 2016. 12. 28.  
• This study was supported by 2015 Research Grant from Kangwon National University(No. 201510025)

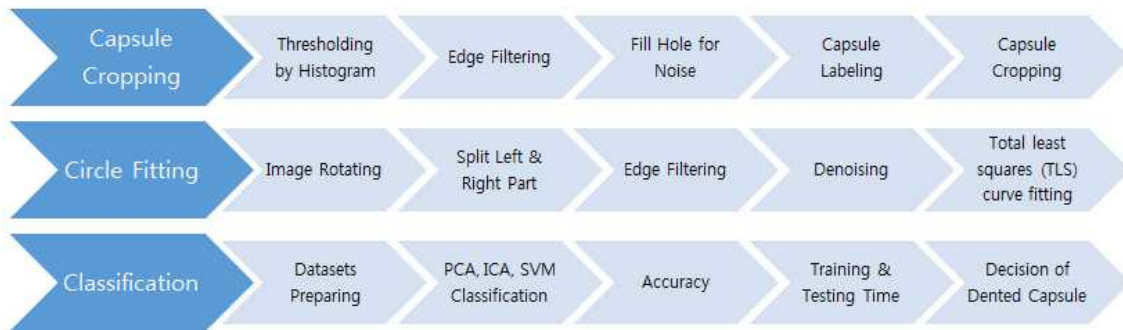


Fig. 2. Processing Flow of Classification for Dented Capsule

본 논문에서는 카메라로부터 취득된 캡슐 이미지에 대하여 히스토그램 기반 최적의 임계값을 적용하여 배경과 캡슐을 분리한다. 그리고 함몰이 주로 발생하는 캡슐의 양측면을 관심영역으로 분할하기 위하여 커브 피팅(curve fitting) 방법을 사용하여 캡슐 양측의 등근 원 부분의 중심을 구한다음 이미지 세그멘테이션 기법을 사용하여 함몰된 캡슐영역을 취득한다.

취득된 관심영역 즉 캡슐 좌우측의 캡(cap)과 몸체(body)의 4분위 가장자리 영역에 대하여 분류 및 캡슐의 판정을 위해 패턴인식 주요 알고리즘인 PCA(Principal Component Analysis), ICA(Independent Component Analysis) 그리고 SVM(Support Vector Machine)을 사용하여 3가지 형태로 데이터셋을 구분하여 분류 및 비교를 수행 한다. 첫 번째는 함몰 캡슐과 정상 캡슐의 분류를 하고, 두 번째로 함몰 캡슐과 정상 캡슐의 분류를 포함하여 캡슐의 좌우를 구분한 분류 그리고 마지막으로 함몰 캡슐과 정상 캡슐 그리고 캡슐의 좌우 및 캡슐의 종류까지 고려한 분류에 대하여 정확도를 구하고 어느 정도까지 분류가 가능하고 어떤 알고리즘이 인식률 및 실행시간 측면에서 효과적인지 제시한다.

본 논문의 구성은 2장에서 전체 이미지에서 캡슐 영역을 구하는 방법과 함몰 캡슐 영역을 분리하는 방법에 대해서 설명하고, 3장에서는 함몰 캡슐을 분리해내기 위해 사용되는 분류 알고리즘에 대해 기술하였으며, 4장에서는 시스템구현과 성능평가를 설명하고, 5장에서 결론을 맺는다.

## II. Processing Method

### 2.1 Processing Flow

함몰된 캡슐 이미지 판정 처리 흐름은 Fig. 2와 같다. 첫 단계로 카메라에서 취득된 이미지에, 히스토그램을 통한 임계값을 설정하여 배경과 전경을 분리하고 에지 필터링, 노이즈 제거를 한다. 그리고 캡슐 대상영역에 대한 레이블링을 통해 캡슐을 크롭(crop)한다. 두 번째 단계로 기울어진 캡슐이미지를 회전시키고, 캡(cap)부분과 몸체(body) 파트로 이미지를 분리한다. 그리고 분리된 이미지에 대해 2차 에지 필터링 및 노이즈 제거

를 한 다음 캡슐의 캡과 몸체의 등근 영역에 대해 TLS(Total least squares) 커브 피팅하여 등근 영역의 중심점을 구한다. 마지막 단계로 캡과 몸체의 등근 영역을 데이터셋으로 구성하고 함몰 캡슐의 판정을 위해 패턴인식 주요 알고리즘인 PCA, ICA, SVM으로 3 가지 형태로 데이터셋을 구분하여 분류하고 인식정확도를 구한다.

### 2.2 Capsule Cropping

Fig. 3은 캡슐 크롭 이미지를 구하는 과정이다. 전경과 배경을 분리하기 위해 각각의 캡슐에서 취득된 원 이미지에서 히스토그램을 구한다음 최적의 임계값을 구한다. 최적의 임계값을 구하기 위해서는 검사 대상 캡슐이 변경될 때마다 캘리브레이션 과정이 필요하다. Canny 필터에 이 임계값을 적용하여 에지를 구하고 작은 노이즈나 캡슐 표면의 글자를 제거하기 위해 Fill Hole 과정을 거친다.

처리된 에지 이미지에서 레이블링을 통해 대상을 정확하게 되고 캡슐 이미지의 영역을 구한다. 이 영역으로 원본 이미지에서 캡슐 이미지를 크롭(crop)해 낸다.

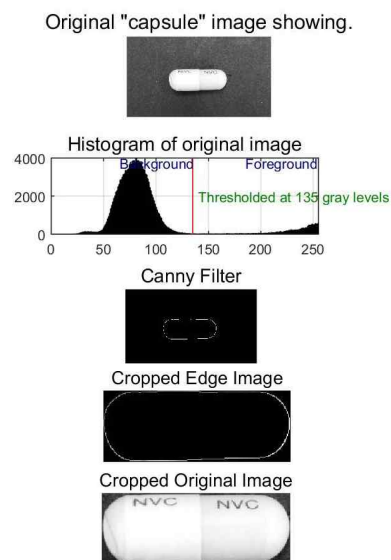


Fig. 3. Flow of Capsule Cropping

### 2.3 Curve Fitting

크롭된 이미지에 대하여 필요한 경우 수평 조정을 한다. 그리고 캡(cap)부분과 몸체(body) 부로 이미지를 분리한다.

분리된 이미지에 대해 에지 필터링, 노이즈 제거를 한 다음 캡슐의 캡과 몸체의 둥근 영역에 대해 TLS(Total least squares) 커브 피팅하여[10] 원의 중심점과 반지름을 구하고 이상적인 원의 모양과 캡슐의 에지 좌표를 비교하여 함몰 정도를 판단한다. Fig. 4는 TLS(Total least squares) 커브 피팅을 (a) 함몰된 캡슐, (b) 정상 캡슐에 적용한 것으로, 원 추정선이 (a)의 경우 (b)에 비해 고르지 않게 표시되어 있다.

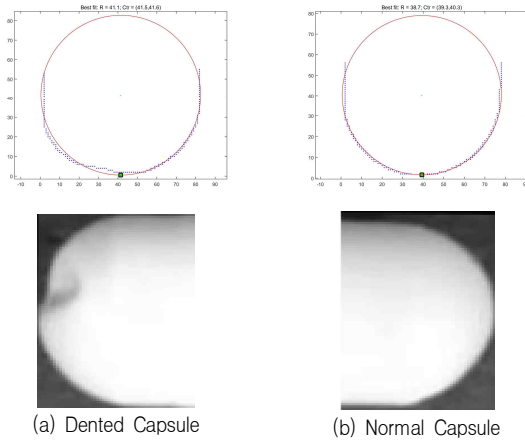


Fig. 4. Curve Fitting by TLS(Total Least Squares) Curve Fitting

## III. Classification Algorithms

함몰 캡슐의 인식의 효율성을 측정하기 위해 주요 패턴인식 분류 알고리즘으로 잘 알려진 PCA, ICA, SVM의 성능을 도출하고자 한다.

### 3.1 PCA(Principal Component Analysis)

잘 알려진 패턴인식 알고리즘인 고유치(eigen value)[11]을 찾는 문제로 주성분분석(PCA)에 기반을 두고 있다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (2)$$

PCA는 모든 데이터세트에서 유사성을 찾아 차원을 줄이는 방법을 사용한다. M개의 데이터세트가 있을 때, 이 데이터세트를 칼럼벡터( $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ )로 표현하고, 평균치(식 1)를 구해, 각 데이터세트에서 빼면,  $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$ 가 구해지고, 모든 데이터세트에서 평균값을 뺀 데이터세트  $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ 가 만

들어진다. PCA는 데이터를 잘 표현하는 직교벡터를 찾는 방법으로, 이들 벡터는 공분산  $C = AA^T$ 의 고유벡터가 된다. 고유치 견지에서, 각 데이터세트는  $M'$ 개의 의미가 큰 고유벡터  $u_k$ 을 사용하게 되며 가중치(식 2)가 구해진다. 훈련 데이터세트와 새 데이터세트의 가중치를 알면, NN(nearest neighbor) 방법을 사용하여 대상을 식별하게 된다. 고유치를 이용한 방법은 단순하고 빠른 장점이 있으나, 포즈, 표현, 조도에 따라 정확도가 낮아지는 문제점이 있다.

### 3.2 ICA(Independent Component Analysis)

PCA와 유사하게, ICA도 입력 데이터세트의 차원을 줄일 벡터를 찾는 방법이다[12]. 그러나 ICA는 벡터의 직교규격화(orthogonalization)를 필요로 하지 않으므로 데이터세트 값에서 고차 의존도를 활용할 수 있게 된다. PCA에서 데이터세트의 1차 통계량인 평균을 빼는 것처럼, ICA도 1차, 2차 통계량을 제거한다. 평균이 제거된 각 데이터세트는 X에 행벡터로 저장, 백색화 매트릭스(식 3)와 곱한다. ICA는 여러 데이터세트가 행벡터로 저장된 매트릭스  $U = WX$ 에서, 통계적으로 독립된 데이터세트를 찾는 것이다. PCA와 비교하여 U의 행은 고유치로 볼 수 있고,  $W^{-1}$ 은 각 데이터세트의 가중치가 된다. ICA는 입력 데이터세트의 특성을 보다 잘 반영할 수 있으나, 처리 속도가 느리다.

$$W_z = 2cov(X)^{-1/2} \quad (3)$$

### 3.3 SVM(Support Vector Machine)

최근에, SVM 패턴인식 문제를 푸는데 많은 관심을 받고 있다. SVM은 처음에 이진 분류기로 제안된 것이다. SVM은 간격 또는 거리를 최대화하는 하이퍼플레인을 구하여 지원벡터를 계산한다. SVM은  $x_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, N$ 인 N개의 점집합으로 시작한다. 각 점  $y_i$ 는 두 클래스(-1, 1)중 하나로 표시된다. 최적 분리 하이퍼플레인은 (식 4)으로 정의되고,  $f(x)$ 의 부호는 데이터의 클래스를 결정하게 된다[13].

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \cdot x + b \quad (4)$$

## IV. Experiment & Evaluation

앞의 단계에서 취득한 함몰 캡슐의 캡(cap)부분과 몸체(body) 부분 이미지세트를 PCA, ICA, SVM 분류 알고리즘에

적용하여 인식정확도 및 실행시간을 구한다.

#### 4.1 Experimental Condition

이미지 취득을 위해 사용한 카메라와 처리 시스템 하드웨어 스펙을 Table 1에 나타내었다.

Table 1. Hardware Specification

Item	Value
Camera Spec.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Aptina MT9M021 1.2M pixels CMOS Sensor</li> <li>• Active pixel: 1280H x 960V</li> <li>• Frame rate: 60fps</li> <li>• Optical format: 1/3"</li> <li>• Pixel size: 3.75x3.75um</li> </ul>
System Spec.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• OS: Windows 7</li> <li>• Intel(R) Core(TM) i7-3770 CPU @ 3.40GHz</li> <li>• 4G RAM</li> </ul>

히스토그램 분석에 의해 결정된 3가지 종류의 캡슐에 대한 임계값은 각각 135, 130, 200이 결정되었고 100회씩 반복하여 이미지를 취득하고 측정 거리를 6cm로 한 경우(DATA1)와 9cm로 측정 한 경우(DATA2)의 두 가지 데이터 세트를 준비하여 60%는 훈련용으로 40%는 테스트용으로 사용하였다. 최종 이미지 크기는 1200 × 900 픽셀이다.

#### 4.2 Results of Accuracy and Processing Time

함몰 캡슐과 정상 캡슐의 분류, 함몰 캡슐과 정상 캡슐의 분류를 포함하여 캡슐의 좌우를 구분한 분류 그리고 함몰 캡슐과 정상 캡슐 그리고 캡슐의 좌우 및 캡슐의 종류까지 고려한 분류 결과를 제시한다.

##### 4.2.1 Training & Testing Time

함몰 캡슐과 정상 캡슐간의 훈련시간과 테스트시간의 차이를 Fig. 5에 나타내었다. 훈련시간은 ICA가 가장 많이 걸리고, SVM, PCA는 상대적으로 시간이 적게 걸리는 것을 알 수 있다.

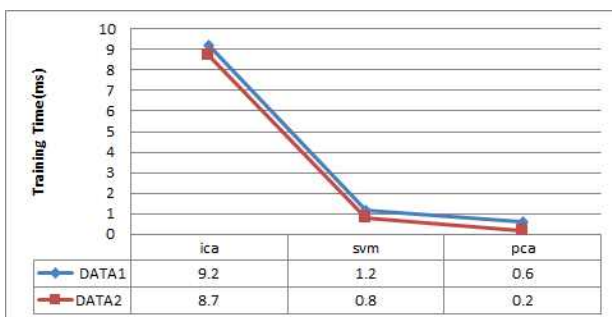


Fig. 5. The Training Time for Dented & Normal Capsule

테스트시간은 PCA가 상대적으로 많이 걸리고, SVM은 데이터세트간 편차가 작고 상대적으로 시간이 적게 걸리는 것을 알 수 있다(Fig. 6).

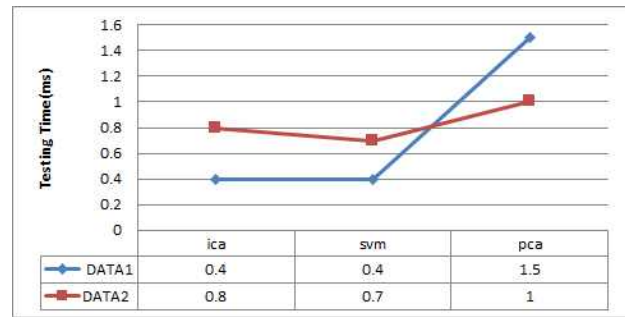


Fig. 6. The Testing Time for Dented & Normal Capsule

##### 4.2.2 Dented & Normal Capsule(2 parts)

함몰 캡슐과 정상 캡슐간의 분류 정확도를 Fig. 7에 나타내었다. PCA, ICA는 정확도가 떨어지는 반면 SVM은 매우 우수한 정확도를 보이고 있다. 함몰 캡슐과 정상 캡슐간의 분류이어서 SVM 인식 정확도는 양 데이터세트 모두 100%이다.

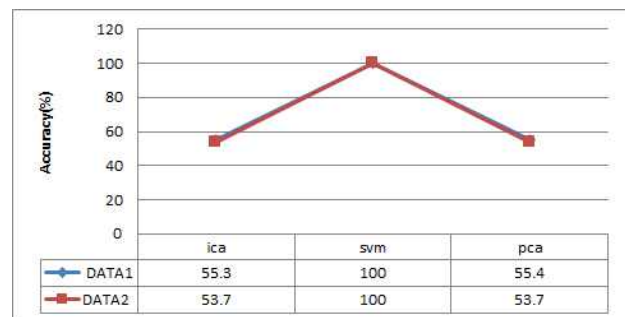


Fig. 7. The Accuracy of Classification for Dented & Normal Capsule

##### 4.2.3 Cap & Body Part Separation(4 parts)

함몰 캡슐과 정상 캡슐의 분류를 포함하여 캡슐의 좌우측의 캡(cap)과 몸체(body)에 대한 구한 분류 정확도를 Fig. 8에 나타내었다. 함몰, 정상, 캡, 몸체 4영역의 SVM 인식 정확도는 데이터세트1이 87.5%, 데이터세트2가 90%이다.

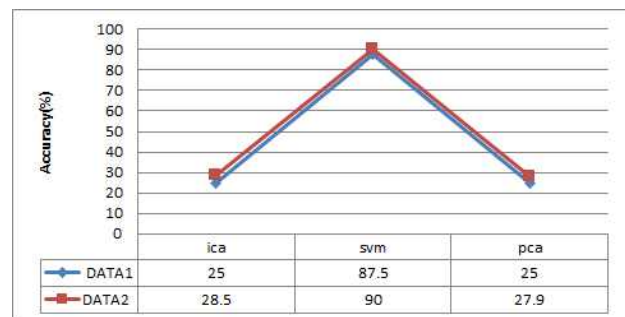


Fig. 8. The Accuracy of Classification for Dented & Normal Capsule with Cap & Body Part Separation

##### 4.2.4 Capsules Separation(12 parts)

함몰 캡슐과 정상 캡슐의 좌우측의 캡(cap)과 몸체(body) 그

리고 캡슐 3종에 대해 구한 분류 정확도를 Fig. 9에 나타내었다. 함몰, 정상, 캡, 몸체, 캡슐 3종 12 영역의 SVM 인식 정확도는 데이터세트1이 88.6%, 데이터세트2가 85.7%이다.

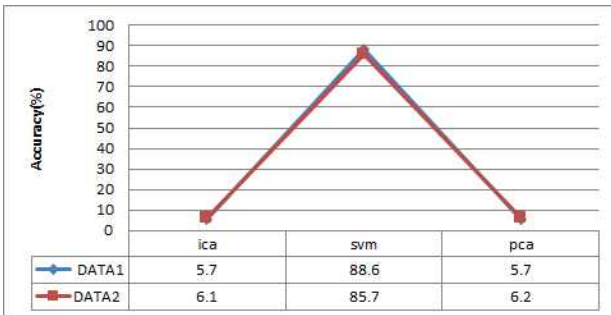


Fig. 9. The Accuracy of Classification for Dented & Normal Capsule with Capsules Separation

3가지 형태로 데이터세트를 구분하여 SVM으로 정확도를 구한 결과를 Fig. 10에 나타내었다. 2 영역으로 분류한 경우에는 100%이나 4영역인 경우는 90%까지, 12영역인 경우는 88.6%까지 정확도를 보이고 있다.

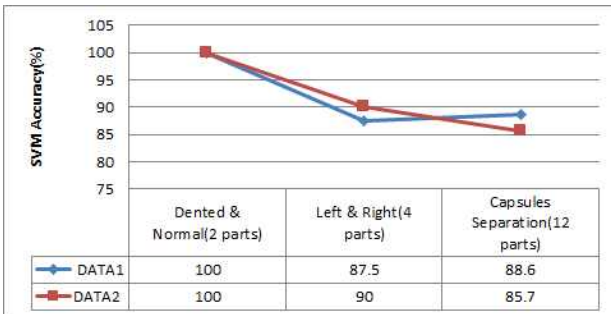


Fig. 10. The Accuracy of SVM Classification

인식 결과를 종합하면 PCA는 데이터세트가 적고 잘 분산된 경우에 인식률이 높게 나올 수 있으며 SVM은 이진 분류기형태로 수행되기 때문에 분산에 기반을 두지 않아서 높은 인식률을 나타내었다.

### V. Conclusions

저가 소형 카메라로 3종의 캡슐에서 이미지를 취득하여 히스토그램을 통한 임계값을 설정하고 캡슐 영역에 대한 크롭 이미지를 취득하였다. 크롭 이미지에 TLS(Total Least Squares) 커브 피팅을 통해 캡슐의 양측 캡(cap)부분과 몸체(body) 파트로 이미지를 분리하였고 분류 알고리즘을 통해 등근 영역의 함몰 여부를 판단하도록 하였다.

함몰 캡슐과 정상 캡슐의 분류의 경우 SVM의 경우 100%의

분류 정확도를 보였다. 함몰 캡슐과 정상 캡슐의 분류를 포함하여 캡슐의 좌우를 구분한 분류한 경우에는 87.5~90%의 분류 정확도를 보였으며 함몰 캡슐과 정상 캡슐 그리고 캡슐의 좌우 및 캡슐의 종류까지 고려한 분류한 경우에는 85.7~88.6%의 정확도를 보였다.

훈련시간은 SVM, PCA가 상대적으로 시간이 적게 걸리며 테스트시간도 SVM이 데이터세트간 편차가 작고 상대적으로 시간이 적게 걸리는 것을 알 수 있다.

고가의 이미지 센서를 사용하지 않더라도 최적의 임계값을 적용하여 캡슐영역을 레이블링하고, TLS 커브 피팅을 통해 캡슐 관심 영역을 추출한 다음 SVM 분류 알고리즘을 통해 캡슐의 함몰을 인식하고 정상 캡슐의 분류가 가능하다는 것을 보여준다. 캡슐이 여러 종류 혼재된 경우에는 분류 정확도가 다소 낮아지는 것으로 나타나고 있으므로 추가적인 알고리즘 적용이 필요하다.

본 연구를 통해 사람이 함몰 캡슐을 분류하는데 있어 발생하는 물리적인 제한과 주관적인 판단을 극복할 수 있으며, 의약품 산업 응용 분야에서 캡슐의 실시간 품질검사에 응용이 가능하고 산업 생산성과 경쟁력을 높이는데 기여할 수 있다.

### REFERENCES

- [1] A.C. Karloff, N.E. Scott, and R. Muscedere, "A flexible design for a cost effective, high throughput inspection system for pharmaceutical capsules," in IEEE International Conference Industrial Technology (ICIT'2008), Chengdu, China, April 21-24, 2008
- [2] Marten Klukkert, Jian X. Wu, Jukka Rantanen, Jens M. Carstensen, Thomas Rades, Claudia S. Leopold, "Multispectral UV imaging for fast and non-destructive quality control of chemical and physical tablet attributes," European Journal of Pharmaceutical Sciences, Vol. 90, pp. 85-95, 2016
- [3] Anna Novikova, Jens M. Carstensen, Thomas Radesc, Prof. Dr. Claudia S. Leopolda, "Multispectral UV imaging for surface analysis of MUPS tablets with special focus on the pellet distribution," International Journal of Pharmaceutics, Vol. 515, Issues 1-2, pp.374-383, 2016
- [4] A.K. Bhandaria, A. Kumarb., S. Chaudharyb., G.K. Singhc, "A novel color image multilevel thresholding based segmentation using nature inspired optimization algorithms," Expert Systems with Applications, Vol. 63, pp. 112-133, 2016
- [5] Huaizhong Zhang, Philip Morrow, Sally McClean, Kurt

- Saetzler, "Coupling edge and region-based information for boundary finding in biomedical imagery." *Pattern Recognition*, Vol. 45, Issue 2, pp. 672-684, 2012
- [6] Salvador García-Muñoz, Daniel S. Gierer, "Coating uniformity assessment for colored immediate release tablets using multivariate image analysis," *International Journal of Pharmaceutics*, Vol. 395, Issues 1-2, pp. 104-113, 2010
- [7] J.M. Prats-Montalbána, A. de Juanb, A. Ferrera, "Multivariate image analysis: A review with applications," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 107, Issue 1, pp. 1-23, 2011
- [8] K. McGinnity, R. Varbanov, E. Chicken, "Cross-validated wavelet block thresholding for non-Gaussian errors," *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 106, pp. 127-137, 2017
- [9] Maciel Zortea, Eliezer Flores, Jacob Scharcanski, "A simple weighted thresholding method for the segmentation of pigmented skin lesions in macroscopic images," *Pattern Recognition*, Vol. 64, pp. 92-104, 2017
- [10] Davis, Thomas G. "Total least-squares spiral curve fitting." *Journal of surveying engineering* 125.4 pp. 159-176, 1999
- [11] M. A. Turk and A. P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces," in *IEEE CVPR*, pp. 586-591, 1991
- [12] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, pp. 1450-1464, 2002
- [13] B. Heisele, P. Ho, and T. Poggio, "Face Recognition with Support Vector Machines: Global versus Component-Based Approach," in *ICCV*. Vol. 2 Vancouver, Canada, pp. 688.694, 2001

## Authors



Ki-Hyeon Kwon received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science from Kangwon National University, Korea, in 1993, 1995 and 2002, respectively. Dr. Kwon joined the faculty of the Dept. of Electronics,

Information & Communication Engineering at Kangwon National University, Samcheok, Korea, in 2002. He is currently a Professor in Dept. of Electronics, Information & Communication Engineering at Kangwon National University. He is interested in pattern recognition, image processing and embedded software.



Hyung-Bong Lee received the B.S. and M.S. degrees in Computer Science and Statistics from Seoul National University, Korea, in 1984 and 1986 respectively and Ph.D. degree in Computer Science from Kangwon National University, Korea, in 2002.

Dr. Lee joined the faculty of the Department of Computer Engineering at Gangneung-Wonju National University, Gangneung, Korea, in 2004. He is currently a Professor in the Department of Computer Engineering at Gangneung-Wonju National University. He is interested in embedded systems and sensor networks.