



# LIBS 분광기를 이용한 폐소형가전 플라스틱 패턴 분류기의 설계

## Design of Pattern Classifier for Electrical and Electronic Waste Plastic Devices Using LIBS Spectrometer

박상범 · 배종수 · 오성권<sup>†</sup> · 김현기

Sang-Beom Park, Jong-Soo Bae, Sung-Kwun Oh, and Hyun-Ki Kim

수원대학교 전기공학과

Department of Electrical Engineering, The University of Suwon

### 요약

선풍기, 오디오, 전기밥솥 등의 소형 산업가전제품들은 대부분 ABS, PP, PS 등의 재질로 이루어져 있다. 색깔이 있는 플라스틱은 근적외선(NIR) 분광기에 의해 분류가 가능하지만, 반면에 검은색 플라스틱은 빛을 흡수하는 특성으로 인해 분류하기가 어렵다. 그래서 본 연구에서는 LIBS(Laser Induced Breakdown Spectroscopy) 분광기를 통해 폐소형가전 플라스틱을 선별하는 RBFNNs(Radial Basis Function Neural Networks) 패턴 분류기를 소개한다. 전처리부분에는 차원축소 알고리즘 중 하나인 PCA(Principal Component Analysis)를 사용해 처리 속도를 향상시킬 뿐만 아니라 효과적인 데이터의 특성을 추출한다. 조건부에는 FCM(Fuzzy C-Means) 클러스터링을 사용한다. 결론부에는 다항식의 형태 중 하나인 1차 선형식을 연결가중치로서 사용한다. PSO와 5-fold cross validation은 성능의 신뢰도를 향상시키고, 분류율을 높이는데 사용된다. 제안된 분류기의 성능은 최적화한 것과 최적화하지 않은 것 두 가지의 관점에서 보여준다.

키워드 : 검은색 플라스틱, LIBS 분광기, RBFNNs 패턴분류기, PCA(Principle Component Analysis), FCM(Fuzzy C-Means) 클러스터링, PSO(Particle Swarm Optimization)

### Abstract

Small industrial appliances such as fan, audio, electric rice cooker mostly consist of ABS, PP, PS materials. In colored plastics, it is possible to classify by near infrared(NIR) spectroscopy, while in black plastics, it is very difficult to classify black plastic because of the characteristic of black material that absorbs the light. So the RBFNNs pattern classifier is introduced for sorting electrical and electronic waste plastics through LIBS(Laser Induced Breakdown Spectroscopy) spectrometer. At the preprocessing part, PCA(Principle Component Analysis), as a kind of dimension reduction algorithms, is used to improve processing speed as well as to extract the effective data characteristics. In the condition part, FCM(Fuzzy C-Means) clustering is exploited. In the conclusion part, the coefficients of linear function of being polynomial type are used as connection weights. PSO and 5-fold cross validation are used to improve the reliability of performance as well as to enhance classification rate. The performance of the proposed classifier is described based on both optimization and no optimization.

Key Words : Black Plastics, LIBS Spectrometer, RBFNNs Pattern Classifier, PCA(Principal Component Analysis), FCM(Fuzzy C-means) Clustering, PSO(Particle Swarm Optimization)

Received: Nov. 21, 2016  
Revised : Dec. 16, 2016  
Accepted: Dec. 19, 2016  
<sup>†</sup>Corresponding authors  
ohsk@suwon.ac.kr

## 1. 서론

현대에는 적은 비용으로 견고하면서도 가벼운 플라스틱이 없는 삶은 상상조차 할 수 없을 정도로 수많은 플라스틱 제품들이 생산되고 있고 세계 플라스틱 생산량의 40%는 아시아이며, 유럽 20%, 북미 20%, 기타 20% 정도로 알려져 있다[1]. 이렇게 생산된 플라스틱들은 우리의 삶을 편리하고 풍요롭게 만들어주지만 폐기처리에 있어서는 큰 문제가 되고 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 유럽, 일본, 한국 등 많은 나라들이 폐플라스틱으로 인한 환경과파를 해결하기 위해 나름의 자구책을 강구하고 있는 실정이다. 하지만 플라스틱 폐기물 처리는 우리나라는 뿐만 아니라 EU 같은 기술 선진국 내에서도 힘든 과제로 여겨지고 있다[2]. 현재 국내 지자체 재활용 선별장 등에서는 근적외선 분광법(NIR)을 이용한 자동선별 시스템을 개발하여 사용하고 있지만 검정색 폐플라스틱의 경우 색의 특성상 NIR 장비에서 나오는 근적외선 파장의 과도한 흡수로 스펙트럼

본 연구는 환경부의 글로벌탑 환경기술 개발사업 중 유용자원재활용기술개발사업의 일환으로 수행하였음  
(과제번호:2016002250002).

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

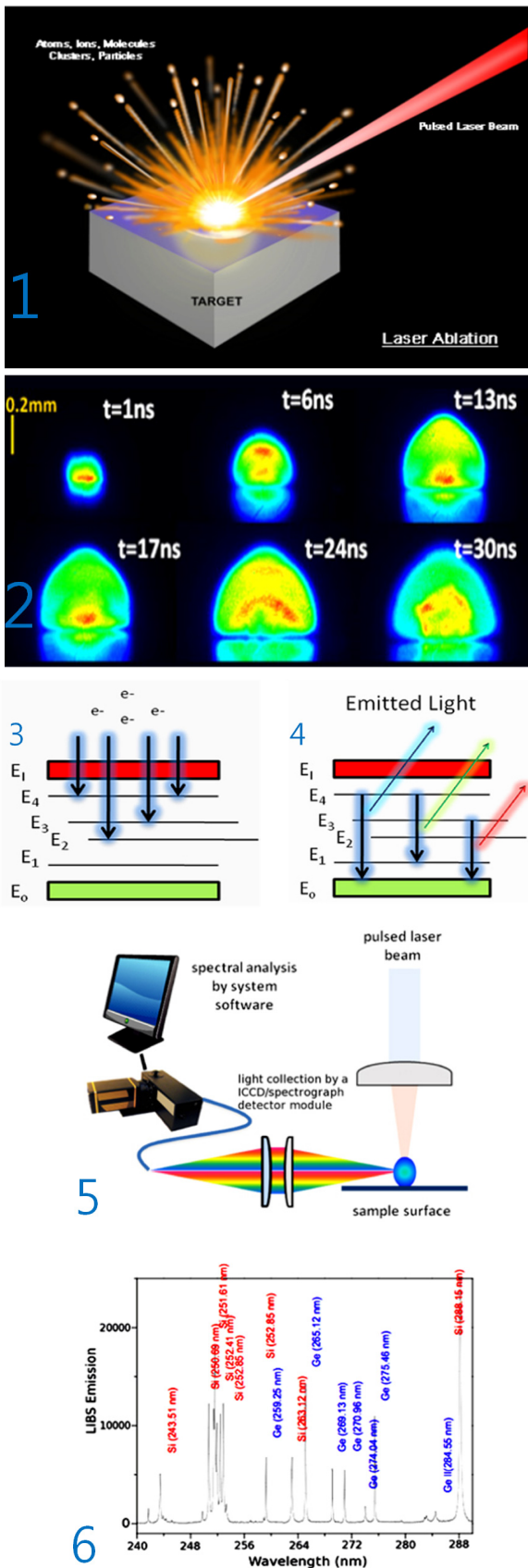


그림 1. LIBS 분광기의 원리  
Fig. 1. Principle of LIBS spectrometer

분석이 거의 불가능하기 때문에 자동 선별이 불가능한 실정이다 [10]. 본 연구는 검정색 페플라스틱의 자동분류를 위해 NIR 분광장비의 한계를 극복하기 위해 LIBS 분광장비를 사용하였다. LIBS 분광장비의 경우 시료의 상태(고체, 액체, 기체)와 관계없이 거의 모든 원소에 대하여 정성적·정량적 분석이 가능하며 시료의 전처리 과정이 필요 없고 분석 시간이 매우 짧기 때문에 실시간 분석이 가능하다는 장점을 가진다. 이러한 장점을 지닌 LIBS 분광장비를 활용하여 실제 검정색 페플라스틱에서 데이터를 추출하였으며 Fuzzy와 Neural Networks의 장점을 모두 가지고 있어 노이즈 등에 시너지 효과를 낼 수 있는 RBFNN 분류기를 설계하여 검정색 페플라스틱의 재질별 자동분류가 가능하게 하였다.

## 2. LIBS 분광기 (Laser Induced Breakdown Spectroscopy)

LIBS 분광기는 레이저를 시료에 조사하여 방전 현상과 비슷한 빛 에너지에 의해 생성되는 플라즈마를 이용해 시료를 분석하는 분광법이다[3]. 여기서 플라즈마는 초고온에서 (-)전하를 띤 전자와 (+)전하를 띤 양자가 이온으로 분리된 상태를 말한다. 원소에 대하여 정성, 정량 분석이 가능하고 분석시간이 짧아 실시간으로 분석이 가능하다[4]. 아래의 그림 1은 LIBS의 구조를 나타낸 그림이다.

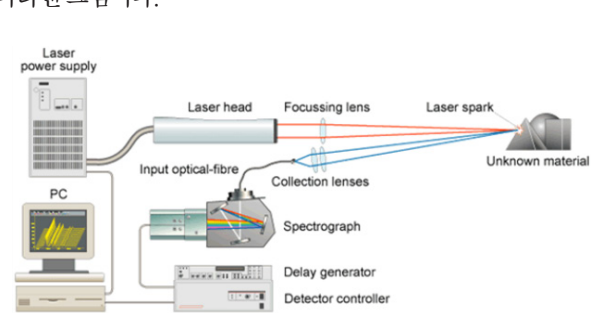


그림 2. LIBS의 구조  
Fig. 2. Structure of LIBS

LIBS 장비에서 중요한 부품들은 레이저와 분광기라고 할 수 있다. 레이저는 주로 Nd:YAG(Neodymium-doped Yttrium Aluminium Garnet)레이저를 사용한다[5]. 레이저의 기본 파장은 1064nm이고, 프리즘을 사용해 532nm 파장을 사용하기도 한다. 분광기는 어떠한 물질이 방출하거나 흡수하는 빛의 스펙트럼을 분석해주는 장치이다. LIBS의 경우, CCD(Charge Coupled Device)를 사용하는데 보통 6개의 채널을 사용한다. 검출할 수 있는 범위 대는 190nm ~ 1040nm 까지 검출할 수 있고, 각 채널마다 판별하는 파장대가 다르다[6].

위의 그림 2는 LIBS 분광기가 어떻게 작동하는지 원리를 나타낸

그림이다. 먼저 레이저를 시료에 조사시키면 시료의 표면에 플라즈마가 형성된다. 이때는 전자와 양자가 이온상태로 존재하게 되고 높은 에너지를 가진 상태인 여기상태(excited state)가 된다. 여기상태는 일반적으로 불안정한 상태이기 때문에 전자들은 안정된 상태인 기저상태(ground state)로 돌아가려고 한다. 그리고 기저상태로 돌아가면서 가지고 있던 에너지를 방출하게 되는데 이때 빛으로서 에너지를 방출하게 된다. 방출된 빛은 분광기로부터 흡수되고 이를 분석하여 시료의 성분 및 스펙트럼으로 보여지게 된다. 아래의 그림 3은 LIBS 분광기를 통해 재질별로 얻은 스펙트럼을 나타냈다.

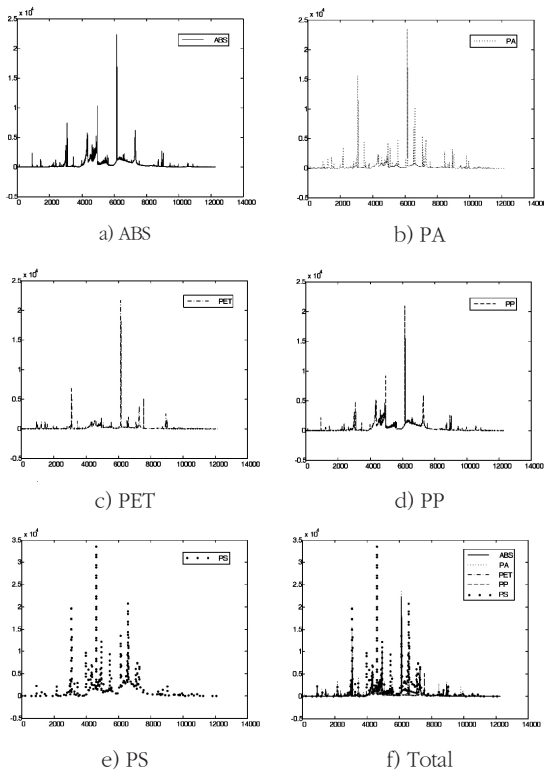


그림 3. LIBS 분광기를 통해 얻은 재질별 스펙트럼  
Fig. 3. Spectra for individual materials obtained by LIBS spectrometer

본 실험에서 사용한 재질은 총 5가지의 재질로 ABS, PA, PET, PP, PS이고, 시료 1개씩 정하고 각 시료 마다 9개의 데이터를 추출해 평균을 나타낸 그래프이다.

### 3. 폐소형가전 플라스틱 재질별 선별을 위한 RBFNNs 분류기 설계

3장에서는 폐소형가전 플라스틱을 재질별로 선별하기 위한

분류기를 설계하기 위해 사용한 알고리즘들을 설명한다.

#### 3.1 PCA(Principle Component Analysis)

PCA는 데이터의 차원 수(입력 변수)가 많을 경우 차원을 축소해주는 알고리즘 중 하나이다. 데이터의 차원이 축소되면 가지고 있던 정보가 손실되기 때문에 이를 최소화 하는 차원의 수로 축소시켜주어야 한다. PCA를 사용하면 데이터의 손실이 발생한다는 단점이 있지만, 차원 수가 많을 경우에 PCA를 사용하면 프로그램의 학습 속도 및 성능을 향상시킬 수 있다는 장점이 있다. 다음 아래의 단계는 PCA의 수행단계이다.

[Step 1] 학습데이터의 벡터 집합(S) 구성

$$S = \Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M \quad (1)$$

[Step 2] 벡터 집합(S)에서 평균벡터( $\Psi$ ) 계산

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \Gamma_k \quad (2)$$

[Step 3] 학습데이터와 평균벡터와의 차 벡터( $\Phi$ ) 계산

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi_i \quad (3)$$

[Step 4] 차 벡터( $\Phi$ )에서 공분산행렬(C) 계산

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \cdot \Phi_i^T = A \cdot A^T \quad (4)$$

[Step 5] 공분산행렬(C)의 고유값( $\lambda$ )과 고유벡터(U)계산

$$C = U \Lambda U^T \quad (5)$$

[Step 6] M개의 고유벡터  $u_i$ 에서 가장 큰 고유값을 갖는  $M'$ 개를 선택

$$u_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \lambda_{ik} \Phi_k \quad (6)$$

[Step 7] 변환행렬  $W = ([w_1, w_2, \dots, w_{M'}])$ 에서 선형변환에 의한 축소된 특징 데이터 추출

$$Y = W^T X \quad (7)$$

위와 같은 계산을 하게 되면 공분산행렬을 구할 때 고차행렬이 나오므로 계산하는데 있어서 한계가 있다. 이에 대한 해결책으로 공분산행렬을 계산하고 공분산의 고유벡터와 고유값을 계산하는 방법을 제안하였다. 행렬  $AA^T$ 의 고유벡터  $u_i$ 를 계산하는 대신  $A^T A$ 의 고유벡터  $v_i$ 를 계산하면 아래와 같다.

$$A^T Av_i = \mu_i v_i \quad (8)$$

$$AA^T Av_i = \mu_i Av_i \Rightarrow CA v_i = \mu_i Av_i \quad (9)$$

$AA^T$ 에서 고유벡터  $M$ 개를 계산하는 것은  $A^T A$ 에서  $M$ 개의 고유값과 고유벡터를 구하는 것과 같다.

### 3.2 FCM(Fuzzy C-Means) 클러스터링 기반 RBFNNs

본 논문에서는 페플라스틱을 재질별로 분류하기 위해 FCM 클러스터링 기반 RBFNNs 패턴 분류기를 사용한다. RBFNNs은 가능적으로 조건부, 결론부, 추론부 3가지의 구조로 나누어진다. 기본적인 RBFNNs의 경우 조건부에는 가우시안 함수를 사용해 적합도를 구하지만, 본 논문에서 사용한 알고리즘의 경우에는 조건부에 FCM 클러스터링을 사용하여 적합도를 구한다[11][12]. 다음은 FCM 클러스터링 수행 단계이다.

[Step 1] 클러스터의 개수, 퍼지화 계수를 정하고 소속행렬을 초기화

$$U = \left\{ u_{ik} = [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \right\} \quad (10)$$

[Step 2] 각 클러스터의 중심 벡터를 계산

$$v_{ij} = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}\} \quad (11)$$

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (12)$$

[Step 3] 클러스터의 중심과 데이터와의 거리를 계산하여 새로운 소속행렬을 생성

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left\{ \sum_{j=1}^l (x_{kj} - v_{ij})^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (14)$$

[Step 4] 오차가 정해놓은 범위 안에 들어오면 알고리즘을 종료하고 그렇지 않으면 반복하여 수행

$$\| U^{(r+1)} - U^{(r)} \| \leq \epsilon \quad (15)$$

결론부는 연결가중치로서 상수항을 사용하지만 데이터의 특성을 잘 반영하기 위해 상수항 대신 다항식 형태로 확장하였다. 다항식의 형태에는 1차식, 2차식, 변형된 2차식 3가지가 있고 그

중에 1차식(linear)을 사용하였다.

$$f_i(x) = a_i0 + \sum_{k=1}^n a_{ik}x_k \quad (16)$$

추론부에서는 무게중심법을 이용해 모델의 출력을 구한다. 조건부에서 구한 적합도와 결론부에서 구한 연결가중치를 이용해서 구한다.

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^n w_{i1} \cdot (a_{i0} + a_{i1}x_1 + \dots + a_{ik}x_k)}{\sum_{i=1}^n w_{i1}} \quad (17)$$

### 3.3 PSO (Particle Swarm Optimization)

PSO는 최적화 알고리즘 중 하나로 최적의 해를 찾기 위해 사용하는 진화 연산 기법이다. 짧은 시간 안에 최적의 해를 생성하고, 다른 방법보다는 안정적인 수렴특성을 가지고 있다[8]. 수행단계는 다음과 같다.

[Step 1] 초기 swarm을 형성하고 particle 중 가장 우수한 값 pbest 와 swarm내에 가장 우수한 값 gbest 선정

[Step 2] 모든 particle을 새로운 속도로 업데이트

$$w(t) = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{N} \times t \quad (18)$$

$$v_{jk}(t+1) = w(t) \cdot v_{jk}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot \{pbest_{jk}(t) - x_{jk}(t)\} + c_2 \cdot r_2 \cdot \{gbest_{jk}(t) - x_{jk}(t)\} \quad (19)$$

식 (18)에서  $w$ 는 관성하중으로 속도를 조절하기 위한 제어 파라미터이다. 식 (19)에서  $c$ 는 가속상수,  $r$ 은 랜덤상수이다.

[Step 3] [Step 2]에서 구한 속도를 이용해 새로운 위치 계산

$$x_{jk}(t+1) = v_{jk}(t+1) + x_{jk}(t) \quad (20)$$

[Step 4] pbest와 gbest를 갱신하고 정해놓은 조건을 만족할 때까지 반복

위의 그림 4는 PSO 알고리즘을 수행할 때 최적의 해를 찾아가는 과정을 나타낸 그림이다. 초기의 위치는 검은색 점이고, 속도를 업데이트시킴으로서 새로운 위치인 빨간색 점으로 이동하기 위해서는 식(19)를 이용해서 구하게 된다.



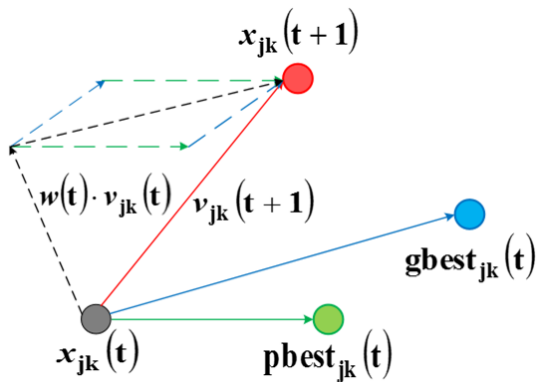


그림 4. 최적의 해를 찾아가는 기본 구조  
Fig. 4. Basic framework to find the best solution

### 4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

아래 그림 5는 LIBS 분광기를 통해 데이터를 추출하는 과정을 나타낸다.

[Step 1] 각 재질별로 시료를 준비

[Step 2] 시료마다 9개의 point 지정

[Step 3] 1개의 point당 레이저 3번씩 조사

[Step 4] 시료의 오염도를 제거하기 위해 첫 번째 shot 두 번째 shot은 제외하고 세 번째 shot만 데이터로 추출

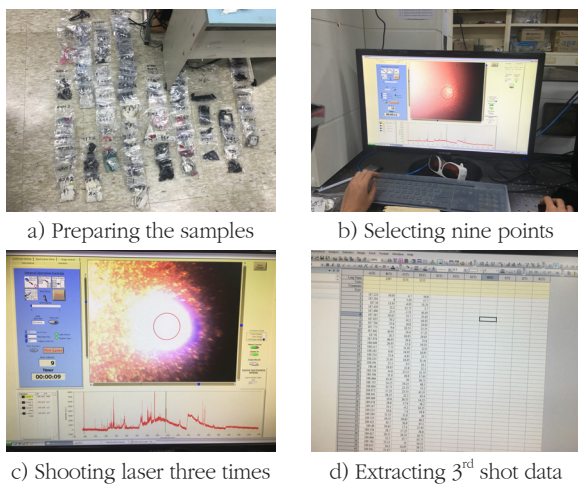


그림 5. 데이터 획득을 위한 처리 과정  
Fig. 5. Processing procedure for data acquisition

표 1. 재질별 시료의 개수와 시료당 데이터 수  
Table 1. Number of samples and dataset per sample

	ABS	PA	PET	PP	PS	Total
sample	18	11	4	22	11	66
Data	162	99	36	198	99	594

위의 표 1은 시뮬레이션에 사용한 시료의 개수와 시료마다 추출한 데이터의 개수를 표로 나타냈다. 총 사용한 시료는 66개이고, 시료에서 추출한 데이터는 594개이다. 그리고 패턴 분류기의 분류율을 확인하기 위해 알고리즘의 파라미터 설정 값을 아래의 표 2에 나타내었다.

표 2. RBFNNs의 실험 조건  
Table 2. Experimental conditions of RBFNNs

Parameters	Values
Training Data : Testing Data	4 : 1
Number of Training Data	476
Number of Testing Data	118
Number of inputs	12267
Number of reduced dimensions using PCA	3,5,10
Number of clusters	4,5,6,7
Polynomial Type	Linear
Fuzzification Coefficient	2.0

데이터의 차원 수(입력 변수)가 12267개로 너무 많기 때문에 RBFNNs 알고리즘을 수행하기 전에 전처리 과정으로 PCA를 사용하여 데이터의 차원을 축소시켜 준다. 축소시킨 차원의 수는, 3, 5, 8, 10 4가지로 정하였고 클러스터의 개수도 4, 5, 6, 7 4가지, 퍼지화 계수는 2.0으로 정해놓고 실험을 진행하였다. 그리고 재질마다 학습 데이터와 테스트 데이터를 4 : 1로 나누어주고 다항식 형태는 1차

표 3. 최적화를 사용하지 않았을 경우의 분류율  
Table 3. Classification rate in case of non-optimization

FC	C	D	CR_TR ±std	CR_TE ±std	Time
2.0	4	3	85.69 ±1.23	84.67 ±3.18	0.066
		5	94.07 ±0.62	93.77 ±2.82	0.073
		10	96.80 ±0.58	95.46 ±2.82	0.086
	5	3	87.68 ±0.58	86.02 ±3.40	0.116
		5	94.02 ±0.53	93.09 ±2.04	0.158
		10	96.88 ±0.60	95.12 ±1.54	0.198
	6	3	88.84 ±1.53	87.37 ±5.79	0.221
		5	94.49 ±0.75	94.45 ±2.18	0.235
		10	98.15 ±0.40	95.79 ±1.03	0.258
	7	3	88.04 ±1.35	86.87 ±3.06	0.265
		5	94.95 ±0.54	94.28 ±2.00	0.277
		10	98.70 ±0.45	95.47 ±1.19	0.294

FC: Fuzzification Coefficient  
C: Number of Clusters  
D: Number of Dimensions  
CR\_TR: Classification rate of training data  
CR\_TE: Classification rate of testing data  
Time: Computing time by FCM clustering after PCA

선형식을 사용하였고, 5-fold cross validation을 사용하여 분류기의 분류율과 표준편차를 표 3에 나타냈다.

최적화 알고리즘을 사용하지 않았을 때, 클러스터의 개수가 6개, PCA를 이용해 줄여진 차원의 수가 10일 때 CR\_TE가 95.79%로 가장 잘 나왔다. 또한 표준편차(standard deviation; std)는 1.03으로 가장 작게 나왔다. time은 PCA를 이용해 차원수를 축소시킨 후 FCM 클러스터링이 걸리는 시간을 나타냈다. 같은 클러스터에서 차원수가 증가함에 따라 시간도 같이 증가하는 것을 알 수 있다. 이것은 차원수가 많아질수록 계산해야 될 값이 점차 증가한다는 것을 의미한다.

다음은 최적화 알고리즘인 PSO를 사용했을 경우의 성능을 확인해보자. 아래의 그림 6은 최적화하고자하는 파라미터와 설정한 탐색범위를 나타낸다.

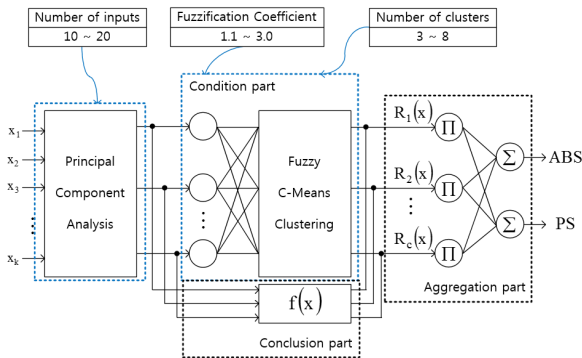


그림 6. 전체 네트워크구조 및 최적 파라미터 범위 설정  
Fig. 6. Overall network architecture and range setting for parameters to optimize

PSO를 통해 최적화하고자하는 파라미터는 총 3가지이고 각각 PCA를 통해 줄이고자하는 차원의 수, 퍼지화 계수, 클러스터의 수이다. 12267개의 차원 수를 줄이고자 하는 차원의 수를 10 ~ 20 사이로 설정하고, 퍼지화 계수도 2.0이 아닌 1.0 ~ 3.0 사이로 설정하고, 또한 클러스터의 개수도 3 ~ 8개 사이로 범위를 설정하였다. 결론부의 연결가중치는 linear로 고정시켰다. 최적화

표 4. PSO의 실험 조건  
Table 4. Experimental conditions of PSO

Parameters	Values
Training Data : Validation Data : Testing Data	5 : 3 : 2
Number of Training Data	298
Number of Validation Data	179
Number of Testing Data	117
Number of generations	100
Swarm size	50
$V_{max}$	20%
$c_1, c_2$	2.0
$r_1, r_2$	[0 1]
$[W_{min} \ W_{max}]$	[0.4 0.9]

알고리즘을 실행하기 위한 파라미터 설정조건은 아래의 표 4와 같다.

최적화 알고리즘을 사용하기 위해서 데이터를 학습 데이터와 테스트 데이터뿐만 아니라 유효 데이터(validation data)도 같이 사용한다. 학습 데이터와 유효 데이터, 테스트 데이터를 각각 5 : 3 : 2로 나누어주고, 세대수를 100, swarm size를 50으로 설정하였다.  $V_{max}$ 는 swarm의 퍼열과 발산 위험 때문에 속도제어를 해주기 위해 정해준다.  $V_{max}$ 가 너무 크면 최적의 해를 지나쳐버릴 수 있고, 너무 작으면 해 공간을 탐색하는데 효율성이 떨어지게 된다. 기존 연구를 통해  $V_{max}$ 는 변수 공간의 10 ~ 20%로 설정한다. 아래의 표 5는 최적화 알고리즘을 사용했을 경우 분류기의 분류율과 최적화하지 않았을 때 제일 잘 나온 분류율과, 최적화된 분류율의 결과를 비교해 놓은 표이다.

표 5. 최적화 미적용 성능과 최적화 적용 성능 비교  
Table 5. Performance comparison between no optimization and optimization

without PSO					
FC	C	D	CR_TR $\pm$ std	CR_VA $\pm$ std	CR_TE $\pm$ std
2,0	6	10	98,15 $\pm$ 0,40	-	95,79 $\pm$ 1,03
with PSO					
FC	C	D	CR_TR $\pm$ std	CR_VA $\pm$ std	CR_TE $\pm$ std
1,95	8	14	99,64 $\pm$ 0,30	97,77 $\pm$ 1,48	97,78 $\pm$ 1,66
Classification rate from obtained the parameters through optimization					
FC	C	D	CR_TR $\pm$ std	CR_VA $\pm$ std	CR_TE $\pm$ std
1,95	8	14	99,66 $\pm$ 0,31	-	98,82 $\pm$ 0,75

위의 표 5에서 C는 클러스터의 개수, D는 PCA를 통해 축소된 차원 수를 나타낸다. 성능을 비교해보면 퍼지화 계수와 클러스터의 수, PCA를 통해 축소된 차원의 수를 최적화하니 학습 데이터의 성능이 대략 1% 정도 더 좋아진 것을 확인하였다. 이뿐만 아니라 테스트 데이터의 성능은 2% 정도 좋아진 것을 확인했다. 그리고 최적화를 통해 찾은 파라미터의 값을 알고리즘에 고정시켜서 성능을 확인했을 때, 98%까지 분류율이 향상되었다.

표 3의 결과에서 차원수를 10으로 고정시킨 상태에서 클러스터의 변화(4,5,6,7)에 따른 분류 성능을 box plot을 사용해 나타낸 그래프이다. 위에 있는 그래프는 training data의 box plot, 아래에 있는 그래프는 testing data의 box plot을 나타낸다. 맨 오른쪽의 클러스터가 8개인 경우는 표 5에서 최적화를 통해 구한 파라미터 (차원 수 : 14)를 분류기에 설정하여 나온 분류율을 나타냈다. 위 그림에서 'u' 로 표기된 것은 outlier라고 해서 사분위범위의 1.5배 이상 벗어나면 표시한다. 빨간색 줄은 median값을 나타낸다. 표 3의 결과와 같이 밑의 box plot에서도 클러스터가 6개일 때 점선부분이 높게 올라가있는 것을 알 수 있다.

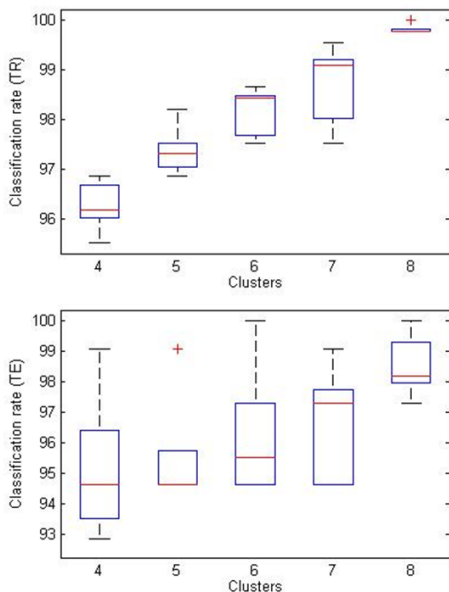


그림 7. Box plot을 이용해 나타낸 분류율  
Fig. 7. Classification rate using box plot

### 5. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 폐소형가전 플라스틱을 재질별로 선별하기 위해 FCM 클러스터링 기반 RBFNNs 패턴 분류기를 설계하였다. 전처리부분에는 PCA를 사용하여 데이터의 차원 수를 축소시켜 처리속도를 향상시켜주었다. 그리고 RBFNNs의 조건부에는 방사형 기저함수 대신 FCM 클러스터링을 사용하여 적합도를 구해주고, 결론부에는 상수항이 아닌 1차 선형식을 사용하여 설계한 분류기의 성능을 평가하였다. 또한 최적화 알고리즘 중 하나인 PSO를 사용해 최적화하고자 하는 파라미터들을 최적화하여 최적화하지 않은 성능과 최적화 된 성능을 비교하였다. 최적화하지 않았을 때는 95%의 분류율, 최적화했을 경우에는 97%까지 분류율이 나타나는 것을 확인하였다. 향후에는 시료를 더 획득하여 데이터를 더 많이 추출하고, 추출한 데이터를 가지고 분류기의 분류율을 확인할 계획이다. 본 연구에서 사용한 시료의 개수가 66개, 적은 수의 시료이다. PET 재질의 경우에는 시료가 4개 밖에 없기 때문에 위 실험의 결과가 신빙성을 가지고 있다고는 판단하기가 힘들다. 다만 분류율이 높게 나왔다는 것은 각 재질마다 고유한 특성을 가지고 있다는 증거이므로 시료를 더 수집하여 연구를 진행하면 좋은 결과를 가지고 올 수 있을 것이다. 그리고 데이터를 추출할 때, 오염도가 있을 수 있는 데이터들은 버리고 실험하였지만 오염도가 포함되어 있는 데이터로도 연구를 할 예정이다. 그 이유는 본 연구가 실제로 현장에 적용되어야 하기 때문이다. 현장에서는 깨끗한 시료들이 들어오는 것은 아니기 때문에 LIBS 분광기를 통해

데이터를 추출할 때, 오염도가 포함된 데이터도 추가하여 분류율을 확인하고, 분류율이 떨어진다면 개선하는 방식으로 연구를 진행할 예정이다.

### References

- [1] C. Velis, "Global recycling markets – plastic waste: A story for one player", Globalisation and Waste Management Task Force, ISWA, Vienna, 2014.
- [2] Resource Recirculation Technology Research Center, "Resource Recirculation Technology of Domestic and foreign and Trend of Research", UDOKWON Landfill site Management Corp., Incheon, South Korea, 2015.
- [3] X. Wang, H. Wang, C. Chen, and Z. Jia, "Ablation Properties and Elemental Analysis of Silicone Rubber Using Laser-Induced Breakdown Spectroscopy", IEEE Transactions on Plasma Science, Vol. 44, No. 11, pp. 2766-2771, 2016.
- [4] A. F. M. Y. Haider, S. Sengupta, K. M. Abedin, "A quick method to determine the impurity content in gold ornaments by LIBS technique", International Conference on Photonics, Optics and Laser Technology, Vol. 1, pp. 33-40, 2015.
- [5] V. Sathiesh Kumar, Nilesh J. Vasa, R. Sarathi, D. Nakamura, T. Okada, "Understanding the discharge activity across GFRP material due to salt deposit under transient voltages by adopting OES and LIBS technique", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 21, No. 5, pp. 2283-2292, 2014.
- [6] F. C. DeLucia, A. C. Samuels, R. S. Hamon, R. A. Walters, K. L. McNesby, A. LaPointe, R. J. Winkel, A. W. Miziolek, "Laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS): a promising versatile chemical sensor technology for hazardous material detection", IEEE Sensors Journal, Vol. 5, No. 4, pp. 681-689, 2005.
- [7] B. Y. Kim, S. K. Oh, and J. Y. Kim, "Design of Digit Recognition System Realized with the Aid of Fuzzy RBFNNs and Incremental-PCA", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 26, No. 1, pp. 056-063, 2016.
- [8] C.J. Park, S.K. Oh, J. Y. Kim, "A Study On Three-dimensional Optimized Face Recognition Model : Comparative Studies and Analysis of Model Architectures", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 64, No. 6, pp.

900~911, 2015.

[9] C. J. Park, S. H. Kim, S. K. Oh, J. Y. Kim, "Design of RBFNNs Pattern Classifier Realized with the Aid of Face Features Detection", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 26, No. 2, pp. 120-126, 2016.

[10] J. S. Bae, S. K. Oh and H. K. Kim, "Design of Automatic Classification System of Black Plastics Based on Support Vector Machine Using Raman Spectroscopy", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 26, No. 5, pp. 416-422, 2016.

[11] H. M. Kim, S. K. Oh and Y. H. Lee, "Design of Heavy Rain Advisory Decision Model Based on Optimized RBFNNs Using KLAPS Reanalysis Data", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 23, No. 5, pp. 473-478, 2013.

[12] W. Y. Choi, S. K. Oh, "Design of Meteorological Radar Pattern Classifier Using Clustering-based RBFNNs : Comparative Studies and Analysis", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 24, No. 5, pp. 536-541, 2014.

관심분야 : Fuzzy Inference System, Neural Networks, Evolutionary optimization, Granular computing etc.

Phone : +82-31-222-6544

E-mail : inkansoo@suwon.ac.kr



**오성권(Sung-Kwon Oh)**

1981년 : 연세대학교 전기공학사

1983년 : 연세대학교 대학원 공학석사

1993년 : 연세대학교 대학원 공학박사

1983년~1989년 : 금성산전 연구소(신임연구원)

1996년~1997년 : 캐나다 Manitoba 대학 전기 및 컴퓨터 공학과 Post-Doc.

1993년~2004년 : 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수

2005년~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수

2002년~현재 : 대한전기학회, 제어로봇 시스템학회, 퍼지 및 지능시스템학회 편집위원

2013년~현재 : Information Sciences 편집위원

관심분야 : Fuzzy System, Fuzzy-Neural Network, Automatic System, Advanced Computational Intelligence, Intelligent Control etc.

Phone : +82-31-229-8162

E-mail : ohsk@suwon.ac.kr



**김현기(Hyun-Ki Kim)**

1977년 : 연세대학교 전기공학사

1985년 : 연세대학교 대학원 공학석사

1991년 : 연세대학교 대학원 공학박사

1997년~2010년 : 경기지역 산학연기술지원단 단장

1998년~현재 : 사업기술정책연구소 심의위원

2000년~현재 : 사단법인 산학연 컨소시엄 적국협의회 회장

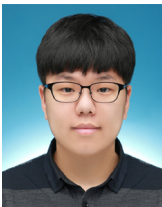
1989년~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수

관심분야 : Automatic System and Control, Intelligent Modeling and Control etc.

Phone : +82-31-222-6544

E-mail : hkkim@suwon.ac.kr

**저 자 소 개**



**박상범(Sang-Beom Park)**

2016년 : 수원대학교 전기공학과 졸업

2016년~현재 : 동 대학원 석사과정

관심분야 : Fuzzy Inference System, Neural Networks, Evolutionary optimization, Granular computing etc.

Phone : +82-31-222-6544

E-mail : sangbeom91@suwon.ac.kr



**배종수(Jong-Soo Bae)**

2015년 : 수원대학교 전기공학과 졸업

2015년~현재 : 동 대학원 석사과정