

# 웨이블릿변환과 서포트벡터머신을 이용한 저대비·불균일· 무특징 표면 결함 분류에 관한 연구

김성주\* · 김경범†

\*한국교통대학교 대학원, †한국교통대학교 기계자동차항공공학부

## A Study on the Defect Classification of Low-contrast · Uneven · Featureless Surface Using Wavelet Transform and Support Vector Machine

Sung Joo Kim\* and Gyung Bum Kim†

\* Graduate school, Korea National University of Transportation,

† Aeronautical & Mechanical Design Engineering, Korea National University of Transportation

### ABSTRACT

In this paper, a method for improving the defect classification performance in steel plate surface has been studied, based on DWT(discrete wavelet transform) and SVM(support vector machine). Surface images of the steel plate have low contrast, uneven, and featureless, so that the contrast between defect and defect-free regions is not discriminated. These characteristics make it difficult to extract the feature of the surface defect image. In order to improve the characteristics of these images, a synthetic images based on discrete wavelet transform are modeled. Using the synthetic images, edge-based features are extracted and also geometrical features are computed. SVM was configured in order to classify defect images using extracted features. As results of the experiment, the support vector machine based classifier showed good classification performance of 94.3%. The proposed classifier is expected to contribute to the key element of inspection process in smart factory.

**Key Words** : Defect Classification, Discrete Wavelet Transform(DWT), Surface Defect, Support Vector Machine

### 1. 서 론

소비자의 철강제품에 관한 품질 수요가 증가하는 추세에 따라 품질 보증을 위한 검사장비에 대한 관심이 증가하고 있다. 이 중 가장 접근이 용이하여 품질 보증의 수단으로 주로 사용되는 것이 표면품질이다. 그러나 표면품질의 경우 조강과정에서 발생하는 극단적 환경에 의해 검사를 진행하기 어려운 점이 있고 검사장비의 핵심요소인 분류기의 성능이 다소 부족한 단점이 있다.

이를 해소하기 위한 선행연구로는 SVM<sup>2</sup>과 BP-NN(Back Propagation Neural Network)<sup>3</sup>를 이용하여 냉연 및 열연강판의 분류성능을 향상시킨 바 있다. 이러한 연구들은 90% 이상의 높은 분류 성능을 보였다. 그러나 열연 또는 냉연 강판과 같은 표면의 상태가 비교적 우수한 철강 제품의 표면에 대한 연구가 주로 진행되어 철강후판과 같은 저대비, 불균일, 무특징 특성을 가지는 표면에 대한 연구가 상대적으로 부족하다. 철강후판은 잡음이 많기 때문에 결함 및 비결함 영역의 대비가 낮고 특징이 부각되지 않기 때문에 영상의 클래스 간 유사성과 클래스 내 다양성이 높아 분류에 어려움이 있다. 이러한 특성을 개선시키기 위해 최적의 조명계를 구성하여 영상을 획득하고 DWT

†E-mail: kimgb@ut.ac.kr

등의 영상처리기법을 이용하여 영상의 대비를 향상시킬 필요가 있다.

본 연구에서는 DWT 기반의 합성영상을 모델링한 후, 분류에 기여할 수 있는 특징 데이터를 추출한다. 영상 특징 추출은 HOG(Histogram of oriented gradient)<sup>4</sup> 또는 HOLA(Higher order local autocorrelation)<sup>5</sup>를 이용한 영상의 형상에 대한 특징 데이터와 영상의 넓이 및 둘레 등의 기하학적 특징 데이터를 적용한다.

본 연구에서는 SVM 기반 분류 성능을 고찰하고 최적의 분류성능을 가지는 분류기를 구현함으로써, 저대비, 불균일, 무특징 특성을 가지는 표면의 결함 분류에 적용하여 제안된 방법의 우수성을 보이고자 한다.

## 2. DWT 기반 합성영상 모델링

철강후판의 대표결함으로는 스케일(Scale: SL), 스캐프(Scab: SB), 락크랙(Line-crack: LC), 스타크랙(Star-crack: SC), 이물혼(Foreign-material: FM) 등이 있다. 이러한 결함의 영상을 Fig. 1에 나타내었다.

철강 후판이 표면 결함을 가지고 있는 경우 평탄한 비결함영역과 굴곡이 많은 결함영역으로 나누어진다. 이 중 평탄한 비결함영역의 경우 정반사가 주로 발생한다. 반면 표면의 굴곡이 많은 결함영역의 경우 확산반사가 주로 발생한다. 이 반사 특성을 이용하여 영상을 획득하기 위해 이전 연구에서 구성한 조명계를 이용하여 각 대표결함에서 640\*480픽셀의 영상 100장씩을 획득하였다.

그러나 Fig. 1의 영상을 보면 알 수 있듯 획득한 영상은 잡음이 많고 결함 및 비결함영역의 대비가 낮은 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 획득한 영상의 대비를 향상시키고 특징 추출을 용이하게 하는 전처리가 필요하다라고 판단하였다.

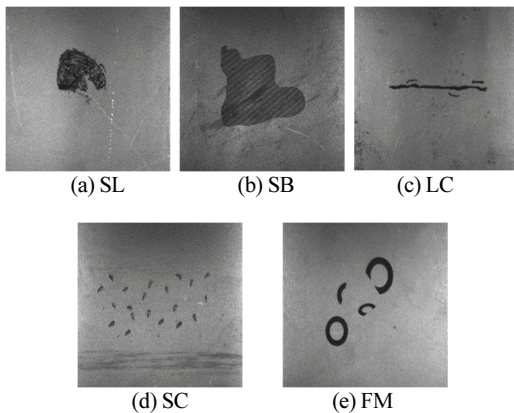


Fig. 1. Surface defects of steel plate.

영상의 전처리를 위해 획득한 영상에 이산웨이블릿 변환을 이용하여 철강후판 결함영상의 대비를 개선하고 특징을 부각시키고자 하였다. 이산 웨이블릿 변환이란 영상을 다 해상도 영역으로 분해하여 영상의 대비를 개선하는 방법으로, 영상의 고주파 성분을 통과시키는 고역필터와 영상의 저주파 성분을 통과시키는 저역필터를 이용하여 영상을 분해하는 기법이다. 본 연구에서는 구조가 간단한 Haar 웨이블릿 변환 필터를 적용하였다. Haar 웨이블릿 변환 필터를 이용하여 영상을 해상도 단계별로 분해한 후 사전연구<sup>6</sup>의 방법을 이용하여 합성영상을 다음과 같이 모델링하였다.

$$s_i^{123} = E_i^1 + C_i^{1,2} E_i^2 + C_i^{2,3} E_i^3 \quad (1)$$

여기서,  $E$ 와  $C$ 는 정규화에너지영상 및 해상도간 가중치 함수이다.  $i$ 는 웨이블릿 고역 필터의 적용 방향에 따라 hvd, hv, hd, vd, h, v, d의 변수를 의미한다. 합성영상 중 본 연구에 가장 적합한 모델을 선정하기 위해 생성된 영상을 평가하는 방법이 필요하다. 따라서 생성된 합성영상의 성능을 평가하기 위해 신호대잡음비(Signal and noise ratio; SNR)를 다음과 같이 적용하였다.

$$SNR = \frac{\hat{I}_d - \hat{I}_{df}}{\sigma_{df}} \quad (2)$$

여기서,  $\hat{I}_d$ 와  $\hat{I}_{df}$ 는 각각 결함과 비결함 영역의 픽셀 평균값을 의미하며,  $\sigma_{df}$ 는 비결함영역의 표준편차를 의미한다. 정의된 SNR을 이용하여 각 합성영상의 SNR 값의 평균을 최댓값을 기준으로 정규화 하고 이 중 상위 5가지의 데이터를 Table 1에 나타내었다. 2단계 해상도 수평과 수직 상세정보 영상을 합성한 경우( $S_{hv}^2$ )가 가장 높은 SNR 값을 가지는 것을 알 수 있다. 이는 낮은 해상도 단계에서는 픽셀 값의 변화가 크게 나타나기 때문인 것으로 판단된다.

Table 1. SNR comparison by synthetic image models

Models	Normalized SNR value
$S_{hv}^2$	1.00
$S_{hv}^3$	0.93
$S_{hd}^3$	0.91
$S_{hv}^{12}$	0.91
$S_{hv}^1$	0.86

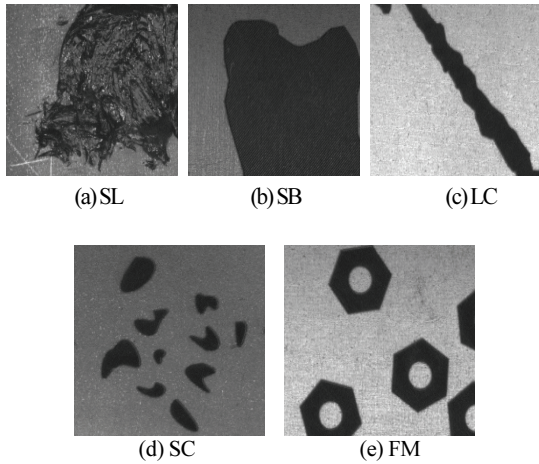


Fig. 2. Original images.

반면, 3단계 해상도 영역에서는 잡음에도 반응하여 오히려 영상의 성능이 저하됨을 확인 하였다. 선정된 합성 영상에서 영역 간 대비를 비교하기 위해 Fig 2와 Fig 3에 원본영상의 영역 간 경계를 9배로 확대하여 나타내었다. Fig 2에서는 결합영역과 비결합영역의 픽셀 값 차이를 확인하기 어렵고 반면, Fig 3에서는 확연한 대비를 관찰할 수 있었다. 이상에서와 같이 본 연구에서는 식 (3)과 같이 DWT기반 합성영상을 분류실험에 이용하고자 한다.

$$S_{hv}^2 = E_h^2 + E_v^2 \quad (3)$$

### 3. 영상의 특징 추출

SVM기반 분류기의 분류실험을 위해 영상의 고유한 특징 데이터를 추출하여야 한다. 본 연구에서는 HOG, HOLA와 같은 형상에 기반한 특징 데이터와 면적, 둘레, 면적대 둘레비, 너비, 높이 등의 기하학적 특징 데이터를 적용하고자 한다.

이 중 HOG는 패턴 인식방법 중 하나로 영상의 국부영역에 존재하는 밝기 값의 분포 및 방향을 히스토그램을 이용하여 이를 특징 값으로 추출하는 방법이기 때문에 조명의 영향을 비교적 적게 받고 영상의 기하학적 변화에 대해 강건한 특성을 가지고 있다. HOG특징 데이터를 산출하기 위해 영상의 방향별 변화량의 크기  $m(x,y)$ 와 변화의 방향각  $\theta(x,y)$ 를 다음과 같이 계산하였다.

$$m(x,y) = \sqrt{f_x(x,y)^2 + f_y(x,y)^2} \quad (4)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \frac{f_y(x,y)}{f_x(x,y)} \quad (5)$$

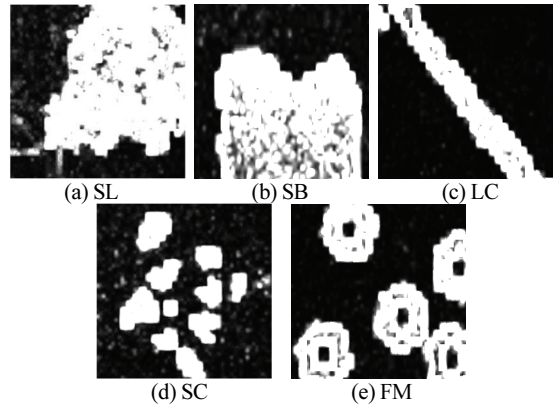


Fig. 3. Synthetic images for  $S_{hv}^2$ .

여기서,  $f_x(x,y)$ 는 밝기값의 변화량을 의미하며 디지털 미분을 이용한다. HOG 특징추출영상은 위에서 정의한 식에 의해 에지의 변화량과 방향 정보가 추출된다. 에지 방향은  $180^\circ$ 를 9개의 구간으로 분리하고 에지 변화량은 비례적으로 적용한다. 여기서, 영상을  $8 \times 8$  크기의 셀로 나누고 각 셀별 특징을 추출한 다음, 셀의 특징 데이터를 모두 합산한 특징 데이터를 추출한다. HOG 특징의 정의에 맞지 않게 되지만, 본 논문에서는 K차원의 특징 벡터를 이용하여 결함 분리도의 차별화를 높이고, 또한 특징데이터의 간소화를 모색하기 위하여 데이터를 합산 추출한다. HOG 특징의 경우 각 국소영역에서 에지의 변화량과 방향을 이용하여 데이터를 추출하기 때문에 결함 형상에 대한 유용한 특징이 될 것으로 판단하였다. 추출한 특징데이터의 결함별 분리도를 확인하기 위해 5가지의 대표 결함에서 영상 30가지씩 총 150가지의 영상에서 특징 데이터를 추출하고 특징 데이터를 최댓값을 기준으로 정규화 하여 Fig 4에 그래프로 나타내었다. SB 결함에 비해, 나머지 결함에서는 분리도가 낮아 더 다양한 특징을 추출하는 필요성을 보여준다.

이를 위해 영상 에지 기반의 추출방법인 HOLA를 이용하였다. HOLA는 각 방향의 픽셀과 중앙 픽셀의 값 차이를 이용한 1차 미분마스크로 HOLA01부터 HOLA04까지의 마스크를 적용하여 에지 정보를 생성한다. 그 후 주변 2개의 픽셀과 중앙 픽셀과의 차이를 이용하여 HOLA05부터 HOLA24까지의 20가지 2차 미분마스크를 이용하여 에지 정보를 생성하고 에지 정보의 픽셀 값을 합하여 특징 데이터를 추출한다. 본 논문에서는 5가지의 대표결함에서 30가지의 영상의 특징 데이터를 추출하고 데이터 중 최댓값을 기준으로 정규화하여 Fig 5에 두가지 경우만 그래프 형태로 나타내었다.

마지막으로 영상의 둘레, 면적, 너비, 높이 등의 기하학

적 특징을 이용하여 영상의 특징 데이터를 추출하였다. 특징 데이터를 추출하기 위해 합성영상에 이진화를 적용하여 결함 영역을 부각시키고 영상에 존재하는 잡음의 영향을 감소시키기 위해 침식연산과 팽창연산을 이용하였다. 각 영상에서 결함이 각기 다르게 차지하는 영역에 경계상자를 적용하여 경계상자의 가로와 세로부분의 픽셀 개수를 이용하여 경계상자의 폭(width)과 높이(height)를 이용하였다.

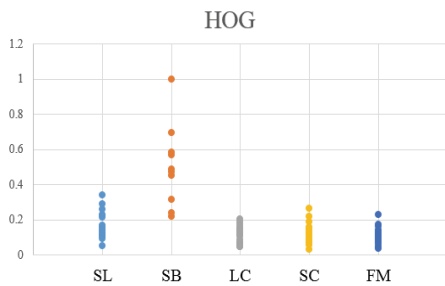


Fig.4. HOG features.

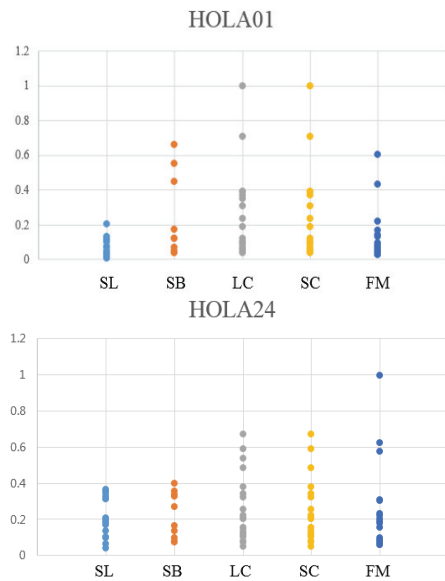


Fig. 5. HOLA feature graph.

또한 경계상자 내부에 나타난 High 픽셀 값을 가지는 영역의 개수를 계산하여 면적(area) 특징으로 이용하고, 면적을 구한 영상에 침식연산을 실행한 후, 차이 영상을 통해 둘레(perimeter) 특징을 추출하였다. 그리고 면적과 둘레의 비를 이용하여 Area/Perimeter 특징으로 정하고 이를 최댓값을 기준으로 정규화하여 Fig. 6에 그래프로 나타내었

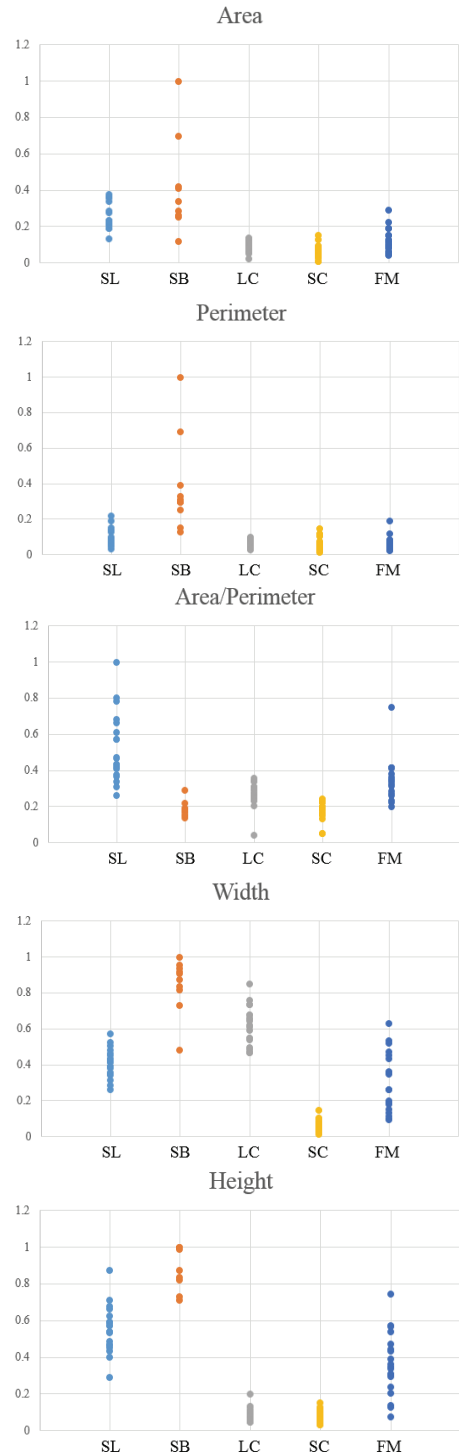


Fig. 6. Geometric feature graph.

다. 이러한 방법으로 추출한 특징데이터의 경우, 각 데이터를 분류기에 적용하여 분류 성능을 높이고자 하였다. 또한 특징데이터의 수가 증가할 경우 분류기의 차원이 높아지며 성능이 향상되는 특성을 활용하여 SVM의 분류기를 구성하였다.

### 4. SVM 기반 분류

SVM은 군집의 분류에 초평면과 가까운 특징 데이터를 이용하여 입력 데이터가 상대적으로 적은 경우에도 높은 분류성능을 가진다. SVM 분류기는 구조가 간단하고 선형분리에 뛰어난 분류성능을 보이며 학습에 소요되는 시간이 적은 강점이 있다. 그러나 대부분의 분류가 필요한 군집은 비선형으로 분리하기엔 복잡한 구조를 가져 특징 데이터를 고차원으로 사상하여 분리가 용이한 구조로 변경할 수 있다. 이러한 고차원 사상을 위해 커널함수를 이용한다. 커널함수의 종류로는 적용되는 기저함수에 따라 다항함수 커널, 방사 기저 함수(Radial basis function; RBF)또는 시그모이드 커널로 나누어지며 다음과 같이 정의된다.

$$K(x, y) = (g(x \cdot y) + b)^\theta \tag{6}$$

$$K(x, y) = \exp(-g\|x - y\|^2) \tag{7}$$

$$K(x, y) = \tanh(g(x \cdot y) + b) \tag{8}$$

위와 같은 커널함수에는 주요 파라미터로 각 커널함수의 기울기로 작용하는 g(Gamma), 커널함수의 위상인  $\theta$ , SVM분류기의 비용 값 C(Cost), 가중치 w, 바이어스(bias) b

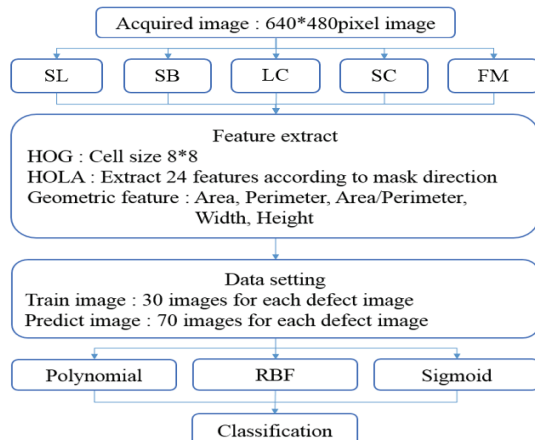


Fig. 7. A classification process by SVM.

Table 2. classification results by SVM

Parameters	Number of classification error	Performance
Kernel: Polynomial Cost : $10^7$ Gamma: $2 \times 10^{-6}$ Bias : 1 Phase : 1.75(rad)	SL: 0	94.3%
	SB: 3	
	LC: 0	
	SC: 0	
	FM: 1	
Kernel: Sigmoid Cost : $10^7$ Gamma: $2 \times 10^{-4}$ Bias : 1.75 Phase : 1.65(rad)	SL: 0	92.8%
	SB: 2	
	LC: 0	
	SC: 1	
	FM: 2	
Kernel: RBF Cost : $10^7$ Gamma: $2 \times 10^{-6}$ Bias : 1	SL: 0	91.4%
	SB: 3	
	LC: 0	
	SC: 0	
	FM: 3	

등이 있다. 이러한 파라미터를 조정하여 분류성능을 최적화할 필요가 있다. 분류실험에는 분류기를 학습시키기 위한 각 대표결함영상 중 30장의 영상에서 추출한 특징데이터를 이용하고 나머지 70장의 영상의 특징데이터를 이용하여 분류기를 시험하였다. 본 연구에서의 SVM 분류 절차는 Fig. 7에 나타내었고 실험 결과중 우수한 결과 3가지는 Table2에 있다.

Table 2의 결과를 분석한 결과 위에서 언급한 Cost값의 변화에 따라 성능의 변화가 가장 크게 나타났다. Cost 값이 증가함에 따라 분류성능이 개선되어지다가  $10^7$ 을 기점으로 분류성능이 감소되는 경향이 나타났다. 이는 Cost 값이 증가할수록 분류기가 이용하는 서포트 벡터가 복잡해져 과적합을 일으키기 때문인 것으로 판단된다. Gamma, Bias, Phase의 경우 변화에 따른 분류성능의 변화가 Cost에 비해 적어 유효한 변수로 사용하기 어려운 경향이 있었다. 실험결과 다항식 커널함수를 이용한 경우 94.3%의 높은 분류성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다. 또한 SVM 분류기의 경우 구조가 간단하여 각 분류실험에 소요된 시간이 30초미만으로 신속한 적용이 가능한 것을 확인할 수 있었다.

### 5. 결론

본 연구에서는 저대비·불균일·무특징 표면인 철강 후판의 분류를 위해 DWT합성영상 모델링과 SVM기반의 분류기를 구성하고 최적화하는 실험을 진행하였다. 이 실험을 진행하기 위해 HOG, HOLA 등의 형태학적 특징 데이터와 돌레, 면적과 같은 기하학적 특징 데이터를 합성영

상에서 추출하였다. 이 특징을 이용하여 SVM 기반 분류 실험 결과, 다항식 커널함수를 이용한 경우 94.3%의 우수한 분류성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

제안된 분류기의 경우 구조가 간단하여 계산에 대한 부하가 높지 않아 산업계에 적용하기 용이할 것으로 판단된다. 특히, 저대비, 불균일, 무특징의 특성을 가지는 표면에 대한 분류에 유효한 결과를 보였다. 향후, 딥 러닝 또는 신경망 기반의 분류기를 적용하여 특징 추출을 용이하게 하고 분류성능을 향상시키고자 한다.

### 참고문헌

1. Neogi, N., "Review of Vision-Based Steel Surface Inspection Systems," EURASIP Journal on Image and Video Processing, Vol. 2014, No. 1, pp.1~5, 2014.
2. Ghorai, S, Mukherjee, A., Gangadaran, M., Dutta, P. K., "Automatic Defect Detection on Hot-Rolled Flat Steel Products," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 62, NO. 3, pp.612~621, 2013.
3. Yazdchi, M. R., Mahyari, A. G., Nazeri, A., "Detection and Classification of Surface Defects of Cold Rolling Mill Steel Using Morphology and Neural Network," International Conference on Computational Intelligence for Modelling Control and Automation, pp.1071~1076, 2008.
4. Baek, J. H, Kim, J. S, Yoon, C. Y., "Part-based Hand Detection Using HOG," Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 23, No. 6, pp.551~557, 2013.
5. Toyoda, T., Hasegawa, O., "Extension of Higher Order Local Autocorrelation Features," Pattern Recognition, Vol. 40, No. 5, pp.1466~1473, 2007.
6. Cho, E. D., Kim, G. B., "A Study on Illumination Mechanism of Steel Plate Inspection Using Wavelet Synthetic Images," Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 17, No.2, pp.26~31, 2018.
7. Park, J., Hwang, C., Bae, K., "Analysis of Target Classification Performances of Active Sonar Returns Depending on Parameter Values of SVM Kernel Functions," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 17, No. 5, pp.1083~1088, 2013.

---

접수일: 2020년 5월 1일, 심사일: 2020년 8월 18일,  
 게재확정일: 2020년 8월 27일