

## 신경회로망을 이용한 냉연 표면 흠 분류를 위한 계층적 분류기의 설계

### Design of Hierarchical Classifier for Classifying Defects of Cold Mill Strip using Neural Networks

김경민, 류경, 정우용, 박귀태, 박중조  
(Kyoung-Min Kim, Kyoung Lyou, Woo-Yong Jung, Gwi-Tae Park and Joong-Jo Park)

**Abstract :** In developing an automated surface inspect algorithm, we have designed a hierarchical classifier using neural network. The defects which exist on the surface of cold mill strip have a scattering or singular distribution. We have considered three major problems, that is preprocessing, feature extraction and defect classification. In preprocessing, Top-hit transform, adaptive thresholding, thinning and noise rejection are used. Especially, Top-hit transform using local min/max operation diminishes the effect of bad lighting. In feature extraction, geometric, moment, co-occurrence matrix, and histogram ratio features are calculated. The histogram ratio feature is taken from the gray-level image. For defect classification, we suggest a hierarchical structure of which nodes are multilayer neural network classifiers. The proposed algorithm reduced error rate by comparing to one-stage structure.

**Keywords :** top-hit transform, histogram ratio, hierarchical structure

#### I. 서론

철강제품의 경쟁력은 그 품질에 의해 크게 좌우된다. 따라서, 국내외적으로 많은 제철소들은 제품의 품질 향상을 위한 연구개발에 많은 노력을 투입하고 있는 실정이다. 철강제품의 품질 고급화를 위해서는 제품의 물성적인 특성이 우수해야 하고 제품의 내·외부에 결함이 없어야 한다. 냉연 강판은 강판을 로울러로 여러 번 압연시키는 일련의 과정을 통해 만들어지는데 강판자체의 불량이나 이물질등으로 인해 다양한 종류의 흠집이 생기기 마련이다. 냉연 제품의 신뢰도를 높이기 위해서는 제품에 대한 결합검사와 분석, 그리고 개선이 필요하다. 현재 강판 표면의 결합 검사를 위한 방법으로써 레이저를 이용한 결합 검출, 그리고 2차원 영상 데이터를 이용하는 자동시각 검사시스템이 강판 표면의 결합 검출 및 분류를 위해 사용되고 있다. 먼저 레이저를 이용한 방법은 흠의 검출 능력은 뛰어나지만 1차원 데이터를 사용하므로 그 결합의 형태를 분류하는데는 미흡한 것이 많았으며, 최근 2차원 영상 데이터를 이용한 자동시각검사 시스템이 강판 표면의 결합 검출 및 분류를 위한 새로운 방법으로 주목받고 있다[4]-[7]. 그러나 영상을 이용한 범용 검사 장치들은 H/W면에서는 어느 정도 수요자의 요구를 충족시킬 수 있으나, 그 H/W를 움직이는 S/W는 보편적인 기능만 제공하므로, 실제의 각 생산 현장에서는 자기 고유의 문제를 해결하기 위해 자체적인 검사알고리듬의 개발이 필요하다. 특히, 제철소에서의 강판표면

의 결합검사를 위한 영상처리 알고리듬의 개발은 이제 시작 단계에 있으며, 그 구체적인 기법들은 각 회사의 노하우에 속하므로 초기에 이에 대한 연구를 수행하여 자체 기술력 확보와 대외 경쟁력 강화에 대처해야 될 실정이다.

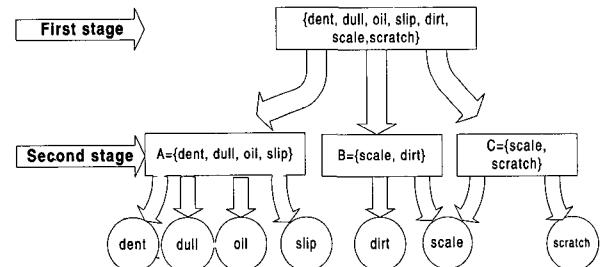


그림 1. 계층적 트리 구조의 블록도.

Fig. 1. The block diagram of tree structure.

이에 대해 본 논문에서는 논문[9]에서 제기된 알고리듬의 전처리 과정을 보완하고 효율적인 분류기의 설계를 위해 그림 1과 같은 계층적 분류기(hierarchical classifier)를 제안하였다.

냉연 표면 흠 영상에서 작은 흠들의 검출시 조명의 영향과 잡음의 영향으로 인해 전체 영상에 대해 전처리 과정을 할 경우 정확한 흠의 형태를 검출하기가 어렵다. 이를 보완하기 위해 전처리 과정을 두 단계에 걸쳐 행하는 알고리듬을 제안하였다. 첫 번째 단계 전처리 시에는 흠의 형태의 복원과 흠의 검출을 목적으로 하고, 두 번째 단계 전처리 시에 첫 번째 전처리를 통해 검출된 흠의 일정영역을 분리하여 조명의 영향과 잡음의 영향을 줄임으로써 보다 정밀한 흠의 형태를 검출하였다. 또한, 분류기의 설계에서는 하나의 분류기를 통해 모든 클래스

접수일자 : 1997. 12. 24., 수정완료 : 1998. 6. 17.

김경민 : 국립여수대학교 전기공학과

박귀태 : 고려대학교 전기전자전파공학부 ERC-ACI위원

류경, 정우용 : 고려대학교 전기전자전파공학부

박중조 : 국립경상대학교 제어계측공학과

를 분류 할 때에 발생되는 문제점들-분류할 클래스 수의 증가로 인해 유사한 클래스들 사이의 간섭으로 인한 결정 함수  $d(x)$  결정의 복잡성, 입력 벡터  $v$  즉, 특징량 선정의 어려움 등- 을 해결하기 위해 여러 개의 분류기를 계층적으로 설계하여 각 분류기에서 분류해야 할 클래스의 수를 줄였으며, 이러한 계층적 분류기를 통해 분류율을 높이도록 하였다.

2단계의 전처리를 거치는 계층적 분류기를 비선형 학습 데이터에 대해 분류가 우수한 역전파 학습 알고리듬을 사용한 신경회로망을 이용해 구성하여 냉연 표면 흠 영상에 적용하여 일단계(one-stage) 구조와의 비교 실험을 통해 분류 성능의 향상을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 냉연 표면 흠 검출 시 사용된 전처리와 입력 벡터  $v$ 로 사용된 특징량들의 추출 기법에 대해 서술하였고, 3장에서는 2단계의 전처리를 거치는 신경회로망을 이용한 계층적 분류기의 구조에 대해 기술하였다. 4장에서는 실험 영상에 대해 일단계 구조와 제안된 분류기의 분류율을 실험을 통해 비교하였다. 그리고, 마지막으로 5장에 결론을 실었다.

## II. 전처리 및 특징 추출 기법

### 1. 전처리

냉연 표면을 카메라에 의해 영상으로 취득하면 잡음이 매우 강하게 혼입된 영상이 얻어진다. 이러한 잡음성 영상으로부터 표면 흠을 추출하기 위해서는 먼저 영상으로부터 잡음을 제거하고 영상을 이차화하여 배경으로부터 흠을 명확히 분할해 내는 전처리(preprocessing) 과정이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 논문[9]에서 보다 더 명확히 흠을 분할하기 위해 그림 1의 각 노드에서 서로 다른 전처리 과정을 수행하였다. 즉, 각 노드의 입력영상에 적합한 전처리 과정을 수행하였다.

본 장에서는 흠이 최종 분류될 때까지 거치는 2단계의 전처리를 각 단계별로 그 절차에 따라 기술한다.

#### 1) 첫 번째 단계의 전처리 절차

##### Step 1 : 불균일한 조명 영향의 제거

입력 영상으로부터 조명의 영향은 모폴로지 기법 중 Top-hit 변환을 사용함으로써 제거할 수 있다. Top-hit 변환은 다음 (1)과 같이 local min/max 연산을 사용함으로써 간단히 구현된다. 이때 local min/max 연산은 각각 5회( $n=5$ ) 반복 적용되는데, 이에 의해 폭이 10픽셀(즉,  $2n$ )이하인 모든 피크(peak) 부분(즉, AC신호성분)들만이 유지되고 그 외의 부분(즉, 전반 조명에 해당하는 DC 신호에 가까운 성분)들은 제거된다.

$$g_i(x, y) = f(x, y) - \max_R^n \{ \min_R^n \{ f(x, y) \} \}, n=5 \quad (1)$$

여기서,  $f(x, y)$  = 입력 영상

$g_i(x, y)$  = 조명의 영향이 제거된 영상

##### Step 2 : 임계화에 의한 흠의 검출

냉연 강판 영상은 각 영상마다 혼입되어 있는 잡음의 분포가 다르고 흠도 동일하지 않으므로 임계화시 일률적

으로 동일한 임계값을 사용하는 것은 불합리하다. 즉, 처리할 영상의 특성을 파악하여 그 특성으로부터 적절한 임계값을 계산해내는 것이 합리적이다. 실험을 통하여 여러 영상의 특성을 조사해 본 결과, 영상의 평균값과 표준편차를 그 영상의 특성으로 사용하는 것이 좋다고 판단되었다. 냉연 강판 영상은 잡음이 대부분이고 그 중에 극히 일부만이 흠에 해당되며, 또한 잡음과 흠의 밝기 정도도 큰 차이가 없으므로, 실제로 영상의 평균값을 구해보면 이는 사실상 잡음 밝기의 평균값으로 볼 수 있다. 또한 영상의 표준 편자는 잡음의 편차로 볼 수 있다. 따라서 다음 (2)과 같은 방법으로 임계값  $T$ 를 정하여 임계화를 하면 흠이 잘 나타나면서 잡음의 개수가 최소로 되는 이치 영상을 얻을 수 있다.

$$\text{임계값 } T = m + \alpha \cdot \sigma \quad (2)$$

여기서,

$m$  = 평균값 (영상내의 잡음의 평균값에 대응)

$$m = \frac{1}{MN} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} f(x, y) : \text{영상크기} = M \times N$$

$\sigma$  = 표준편차(영상내의 잡음들간의 편차 정보를 제공)

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} (f(x, y) - m)^2} : \text{영상크기} = M \times N$$

$\alpha$  = 임계값의 크기를 결정하는 인자

~큰  $\alpha$  값 = 흠의 상실 초래

~작은  $\alpha$  값 = 과도한 잡음의 검출을 유발

여기서,  $\alpha$  값은 여러 영상에 대한 실험을 통하여 선정하면 되는데, 본 논문에서는  $\alpha=4$  가 적합한 값으로 선정되어 사용하였다. 상기의 임계값  $T$ 를 사용하여 다음 (3)에 의해 임계화를 행한다.

$$g_i(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_i(x, y) > T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서,  $g_i(x, y)$  = 조명의 영향이 제거된 영상

$g_i(x, y)$  = 임계화에 의해 얻어진 이치 영상

##### Step 3 : 잡음의 제거

앞 단계에서 임계화에 의하면 흠이 나타나면서 잡음의 일부가 동시에 나타난 이치 영상이 얻어진다. 미세한 잡음의 발생으로 인해 Step 4에 의해 잡음이 뭉쳐져 흠으로 오인되는 경우가 발생한다. 그래서, 잡음은 그 주변의 픽셀값을 조사하여 다음 조건식 (4)에 의해 제거한다.

$$g_n(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_i(x, y) = 1 \text{ AND } N(g_i(x, y)) > 3 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

여기서,  $g_i(x, y)$  = 임계화에 의해 얻어진 이치 영상

$g_n(x, y)$  = 잡음이 제거된 영상

$N(g_i(x, y))$  = 픽셀  $g_i(x, y)$ 의 8-근방에 있는 1 값의 개수

##### Step 4 : 끊어진 흠의 연결

본 단계에서는 끊어진 형태의 흠을 이어주는 처리를 한다. 이를 위해 local min/max 연산과 세선화 처리를

이용하게 되는데, 이러한 처리를 하면 긴 형태의 끊어진 흠은 이어지게 되고, 잡음은 원래의 크기를 유지하게 된다. 본 단계의 처리는 먼저 확산 연산을 5회 적용하고, 그후 침식 연산을 4회 적용하며, 그후 세선화[8]를 1회 실시하는 것으로서 다음의 (5)으로 표현된다. 이때 침식 연산을 5회 적용하는 대신 4회 적용하고 세선화를 1회 적용하는 이유는 흠이 다시 끊어지는 현상을 방지하기 위함이다.

$$g_c(x, y) = \text{thin}^1\{\min_R^4\{\max_R^5\{g_n(x, y)\}\}\} \quad (5)$$

여기서,  $g_n(x, y)$  = 잡음이 제거된 영상

$g_c(x, y)$  = 끊어진 흠이 연결된 영상

#### Step 5 : 잡음의 제거

현재 상태에서 미세하게 남아 있는 잡음은 그 주변의 픽셀값을 조사하여 제거한다. 이때 영상내의 “1”값을 갖는 픽셀중에서 자신의 8-근방에 3개 이하의 “1”값을 갖는 픽셀을 잡음으로 판정하여 제거한다. 이러한 처리는 다음과 같은 (6)으로 표현될 수 있다.

$$g_{nn}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_c(x, y) = 1 \text{ AND } N(g_c(x, y)) > 4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서,  $g_c(x, y)$  = 끊어진 흠이 연결된 영상

$g_{nn}(x, y)$  = 잡음이 제거된 영상

$N(g_c(x, y))$  = 픽셀  $g_c(x, y)$ 의 8-근방에 있는 1 값의 개수

#### Step 6 : 끊어진 흠의 연결

앞 단계의 잡음 제거에 의해 많은 잡음은 제거되나 그 결과로 흠이 다시 끊어지는 경우가 발생될 수 있다. 따라서 본 단계에서는 Step 4에서와 같은 방식으로 끊어진 형태의 흠을 이어준다. 단 여기서는 침식 및 확산 연산의 반복 횟수가 Step 4의 경우와는 다소 다르게 정해졌는데, 이 반복 횟수는 실험을 통해 얻어진 결과이다. 본 단계의 처리는 먼저 확산 연산을 6회 적용하고, 그후 침식 연산을 5회 적용하며, 그후 세선화를 1회 실시하는 것으로서 다음의 (7)로 표현된다. 이때 침식 연산을 6회 적용하는 대신 5회 적용하고 세선화를 1회 적용하는 이유는 흠이 다시 끊어지는 현상을 방지하기 위함이다.

$$g_f(x, y) = \text{thin}^1\{\min_R^5\{\max_R^6\{g_{nn}(x, y)\}\}\} \quad (7)$$

여기서,  $g_{nn}(x, y)$  = 잡음이 제거된 영상

$g_f(x, y)$  = 끊어진 흠이 연결된 영상으로서 전처리의 최종 결과

여기서, 만일 작업 환경이 바뀔 경우 확산 및 침식 연산과 세선화의 반복 적용 횟수는 취득된 많은 영상에 대해 실험을 해 봄으로써 새로이 조정되어야 할 것이다. 냉연 강판 영상으로부터 흠을 검출하기 위한 상기의 전처리 과정은 그림 2의 블록도로 요약된다.

#### 2) 두 번째 단계의 전처리 절차

본 절에서는 두 번째 단계에서 사용된 전처리 기법 및 절차에 대해서 상세히 설명한다. 이 때, 전처리를 위한 입력 영상은 상위 레벨의 노드에서 전처리된 영상을 라벨링을 통해 흠을 위치를 파악하여 흠 영역만을 분리하

였다. 그로 인해 조명영향과 잡음의 영향을 상대적으로 감소시켜 그 절차는 첫 번째 단계에 비해 간략해지며, 또한 분류할 클래스 집합의 특성에 맞게 변형하였다.

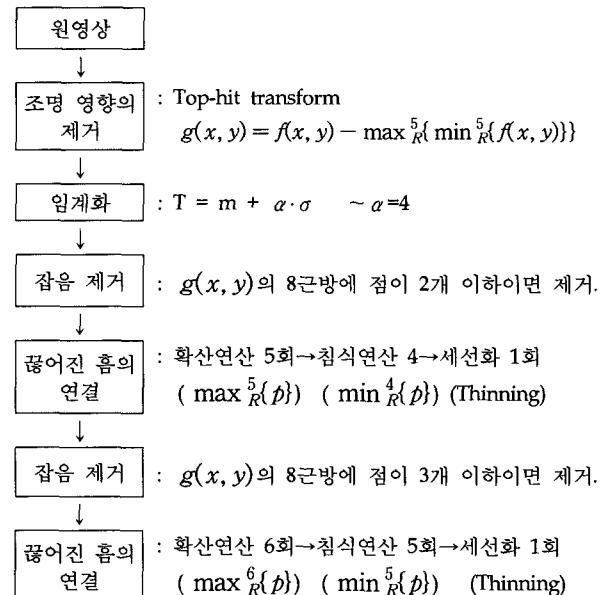


그림 2. 첫 번째 단계의 전처리 절차 상세 순서도.

Fig. 2. The detailed flow chart of the preprocessing at node of first-stage.

#### Step 1 : 불균일한 조명 영향의 제거

A 클래스 집합을 처리하는 노드에 포함된 흠 영상은 조명의 영향을 무시할 만큼 크기가 작아서 이 과정을 거친 것과 거치지 않은 것의 차이가 없다. 오히려 이 과정을 수행시 흠이 손상되는 경우가 생긴다. 이 과정은 분리한 흠 영상의 크기가 커 조명 영향을 고려할 필요가 있는 B, C 클래스 집합을 분류하는 노드에서만 수행된다. 그 과정은 (1)과 동일하다.

#### Step 2 : 임계화에 의한 흠의 검출

입력 영상에서 배경에 대한 흠의 비율이 커짐에 의해 첫 번째 단계의 step 2에서 사용된  $\alpha$ 보다 작은  $\alpha=1.8$ 이 실험적으로 적합한 값으로 선정되어 사용하였다.  $\alpha$  값에 변형을 준 후 (2),(3)을 통해 수행한다.

#### Step 3 : 잡음의 제거

A, C 클래스를 처리하는 노드에서는 (4)를 통해 구해지며, B 클래스를 처리하는 노드에서는 포함된 흠은 내부에 계조치가 불균일한 경우가 자주 존재한다. 이것은 STEP 2의 과정 후 흠 내부가 잡음이 집중된 형태로 보여진다. 그로 인해 (8)처럼  $5 \times 5$ 근방의 값을 조사하여 잡음을 제거함으로써 떨어져 있는 잡음만을 제거하여 흠의 내부 제거를 방지하였다.

$$g_n(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_f(x, y) = 1 \text{ AND } N_2(g_f(x, y)) > 3 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

여기서,  $g_f(x, y)$  = 임계화에 의해 얻어진 이치영상

$g_n(x, y)$  = 잡음이 제거된 영상

$N_2(g_f(x, y))$  = 픽셀  $g_f(x, y)$ 가  $5 \times 5$  행렬의 중심 일 때  $24 \times 24$ 근방에 있는 1값의 개수

#### Step 4 : 끊어진 흄의 연결

앞 단계의 잡음 제거로 인해 끊어진 흄을 연결시켜 주기 위해 (5)를 수행한다. 냉연 강판 영상으로부터 정밀한 흄의 형태를 검출하기 위한 상기의 두 번째 단계의 전처리 절차는 그림 3의 블록도로 요약된다.

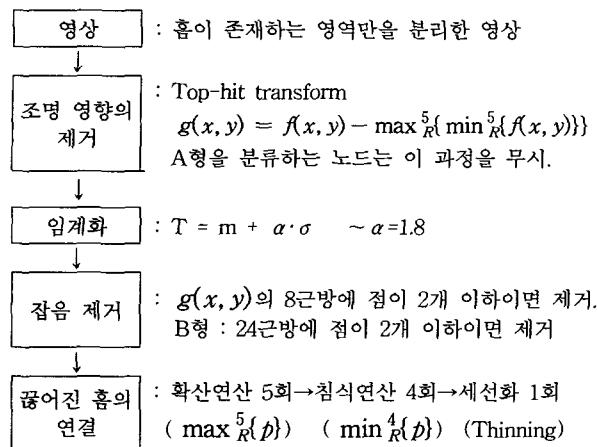


그림 3. 두 번째 단계의 전처리 과정 상세 순서도.

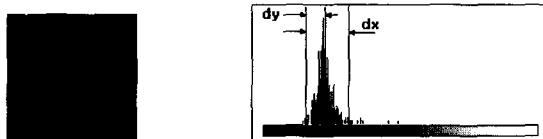
Fig. 3. The detailed flow chart of the preprocessing at nodes of second-stage.

#### 2. 흄 특징 추출 기법

본 논문에서는 논문[9]에서 제시한 냉연 표면 흄의 특징을 잘 묘사 할 수 있는 7가지의 특징(def\_area, area\_ratio, compactness, long\_axis, axis\_ratio, spread ness, entropy)을 사용하였다. 그리고, 본 논문에서는 이치 영상을 통해 얻어지는 형태정보에 의한 특징량에서 벗어나 계조치 영상의 특징을 묘사하기 위해 히스토그램 비(histogram\_ratio)를 제안하였다. 본 장에서는 제안된 히스토그램 비에 관해 기술하였다.

##### 1) 계조치 영상의 특징

논문[9]에서 기술한 특징들은 모두 이치영상으로부터 얻어진 형태 정보를 통하여 만들어진 특징들이다. 흄을 구분하기 위해서는 흄의 형태뿐만 아니라, 흄의 계조치 정보도 중요한 특징을 제공한다. 본 논문에서는 계조치 정보를 이용하기 위해 흄의 계조치 히스토그램을 이용한 히스토그램비(histogram\_ratio)를 제안하였다.



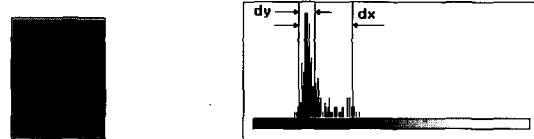
(a) 분리된 영역

(b) (a)에 대한 히스토그램

그림 4. 계조치 영상에서 분리한 영역과 히스토그램 (dent).  
Fig. 4. The segmented region and its histogram (dent).

대상체의 히스토그램 비를 구하기 위해서는 먼저 흄의 위치를 파악하여, 그 대상체를 포함하는 영역 즉,  $x_{min} \leq x \leq x_{max} + N$ ,  $y_{min} - N \leq y \leq y_{max} + N$ 의 범위에 존재하는 영역을 원영상으로부터 분리해 (segment) 낸다. 여기서,  $x_{min}$ ,  $x_{max}$ ,  $y_{min}$ ,  $y_{max}$ 는 그림 4에서 정의된 좌표를 나타내고,  $N$ 은 흄의 계조

치와 배경의 계조치 사이의 관계를 보여주는 히스토그램을 나타내기 위한 값이다. 실험적으로  $N=4$ 로 정하였다. 위의 범위와  $N$ 의 값을 이용하여 dent, dull에 대한 흄 영상에 대해 분리한 계조치영상과 히스토그램을 아래의 그림 5에 나타내었다.



(a) 분리된 영역

(b) (a)에 대한 히스토그램

그림 5. 계조치 영상으로부터 얻어진 영역과 히스토그램(dull).

Fig. 5. The segmented region and its histogram (dull).

$$\text{histogram\_ratio} = 2 \times \frac{dx}{dy} \quad (9)$$

여기서,  $dy$  : 히스토그램의 퍼센트가 1%가 되는 지점과 50%가 되는 지점 사이의 너비

$dx$  : 히스토그램의 퍼센트가 1%가 되는 지점과 97%가 되는 지점 사이의 너비

계조치 영상에서 히스토그램의 양측에 생기는 소수의 돌출부분을 제거하기 위하여  $dx$ ,  $dy$ 가 시작되고 끝나는 지점을 사용 목적으로 실험적으로 정하였다. 히스토그램 비의 물성적 의미는 히스토그램의 모양이 대칭적 일수록 1에 가까워진다. 이 특성은 dent와 같이 폭 들어간 흄은 흄을 중심으로 계조치가 서서히 어두워지므로 하나의 봉우리를 가지는 대칭적인 산모양되고 dull, oil, slip 같은 흄은 흄의 부분에서 균일한 계조치를 가지므로 배경의 계조치와 차이가 뚜렷이 나타나게 되므로 그림 5(b)의 히스토그램과 같이 비대칭적인 봉우리가 2개인 산모양을 하게된다. 이 특성은 A 클래스를 분류할 때 중요한 특징량으로 사용된다.

### III. 계층적 분류기의 구성

패턴 분류를 어렵게 만드는 요인 중의 하나가 분류할 클래스들의 개수이다. 클래스 개수의 증가는 클래스들 사이의 간섭에 대한 가능성의 증가와 최적의 결정 함수(discriminant function)를 구하기 어렵게 한다. 또한 실제의 패턴 분류기들은 최적의 결정 함수를 사용하지 않고 그 함수를 근사시킨 함수를 사용하기 때문에 근사된 함수의 능력의 한계성에 의해서 분류기는 성능의 한계를 가진다. 클래스의 증가에 의한 문제점을 해결하기 위한 방법중의 하나가 계층적 분류기로 구성된 분류 시스템을 사용하는 것이다. 계층적 분류기는 분류할 클래스 수의 감소로 인해 특징량 선정이 용이해지는 장점을 가진다. 본장에서는 그림 1에서 보여진 계층적 구조를 단계별로 기술한다.

#### 1. 첫 번째 단계(first stage)

계층적 분류기의 첫 번째 단계의 노드는 전처리 → 특징추출 → 분류를 거쳐 클래스를 A, B, C 3개의 클래스 집합으로 나눈다. 이때 누적되는 오분류를 최소화 시키

기 위해 첫 번째 단계에서 오분류가 최소가 되도록 클래스 집합의 원소를 결정한다. 본 논문에서는 클래스 집합들의 원소를 결정하기 위해 다음과 같이 하였다.

Wrong Num[A] = A 클래스 집합에 속한 패턴이 다른 클래스 집합으로 인식된 개수. (10)

(10)을 이용하여 7개의 클래스들 {dent, dull, oil, slip, dirt, scale, scratch}이 A, B, C로 나누어졌을 때, 오분류된 패턴의 총 개수인 (11)이 최소가 되도록 원소를 결정하였다.

$$\text{Total_Wrong} = \sum_{K=A}^C \text{Wrong Num}[K] \quad (11)$$

첫 번째 단계의 분류기의 입력으로 사용되는 특징량들은 논문[9]에서 사용된 7가지 특징량들을 사용하였다.

## 2. 두 번째 단계(second stage)

두 번째 단계는 A, B, C 세 클래스 집합들로부터 한 원소만을 가지는 최종 클래스 집합을 분류한다. 이 단계의 입력 영상은 첫 번째 단계에서 찾은 흠의 위치 정보를 통해 원 영상으로부터 흠 부분만을 분리한 영상이다. 이때 분리할 영상의 크기는 포함된 클래스 집합의 흠들의 특성을 고려하여 다음과 같이 실험적으로 결정한다.

### ① A 클래스 집합의 경우

$$x_{\min}-20 < x < x_{\max}+20, y_{\min}-20 < y < y_{\max}+20$$

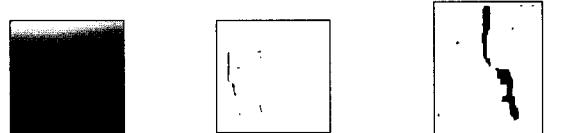
### ② B 클래스 집합의 경우

$$x_{\min}-30 < x < x_{\max}+30, y_{\min}-30 < y < y_{\max}+30$$

### ③ C 클래스 집합인 경우

$$x_{\min}-50 < x < x_{\max}+50, \\ y_{\min}+(y_{\max}-y_{\min})/2 < y < y_{\max}+(y_{\max}-y_{\min})/2$$

여기서,  $x_{\min}$ ,  $x_{\max}$ ,  $y_{\min}$ ,  $y_{\max}$ 는 대상체의 위치 정보를 나타낸다. C 클래스 집합의 경우 그림 6(a) 형태의 scale들이 scratch로 오분류되는 것을 최소화하기 위한 보완책이다. 그림 6(b)와 같이 첫 번째 단계의 전처리 과정 후 흠의 끊어짐에 의해 윗쪽의 선부분이 scratch로 인식되어 오분류되는 경우가 발생한다. 이를 보완하기 위해 ③의 크기로 흠을 분리하여 두 번째 단계의 전처리 과정을 수행 후에는 그림 6(c)처럼 scale 하단부의 형태를 복원하여 scratch로 오분류되는 것을 방지한다.



(a) 원영상 (b) 첫번째 전처리 후 (c) 두번째 전처리 후

그림 6. 각 단계별 전처리 결과.

Fig. 6. The preprocessing result at the each stage.

분리된 영상은 II. 1. 2) 절에서 기술된 전처리 과정을 거친다. 이를 통해 본 단계에서는 논문[9]에서 제시한 7가지 특징량들과 II. 2절에서 기술된 히스토그램 비 등 8가지의 특징량들 중 각 노드의 클래스 집합의 클래스들의 분류에 유용한 특징량을 선정한다. 본 논문에서는 A 클

래스 집합의 경우 특징량들 중 히스토그램 비, entropy, axis\_ratio, compactness, area\_ratio 등 5가지, B, C 클래스 집합의 경우 entropy와 히스토그램 비를 제외한 6가지를 분류에 유용하다고 판단하였다.

## IV. 실험 및 고찰

### 1. 실험 환경

본 실험에 사용된 비전 시스템은 IBM PC(Pentium 133)와 PCVISIONplus 영상처리보드이며, 실험에 사용된 영상은  $512 \times 480$ 크기의 계조치 영상이다. 신경회로망 학습은 7종류의 실제 흠을 참조하여 제작한 흠 패턴 영상으로 하여 수렴을 확인하였으며, 실제 테스트용 표면 흠 영상은 냉연 강판으로부터 Data Cube system을 사용하여 취득된 영상 16장과 POSCO 연구실에서 전면 반사 조명하에 취득된 영상 39장으로 총 55장이다.

본 실험에 사용된 흠의 종류는 dent, dull, scale, scratch, slip, dirt, oil 등 7가지이다. 그림 7은 첫 번째 단계의 노드에서 A, B, C를 분류하기 위해 신경 회로망에 사용된 표준 흠 패턴 영상을 나타낸다.

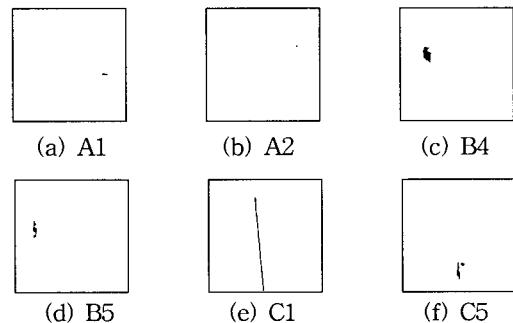


그림 7. A, B, C 분류를 위한 표준 흠 패턴 영상.

Fig. 7. Standard defect pattern images for classifying A, B, C.

그림 8-10은 두 번째 단계의 노드들에서 각각 A, B, C 클래스에 속한 흠들을 분류하기 위해 신경 회로망에 사용된 표준 흠 패턴 영상을 나타낸다.

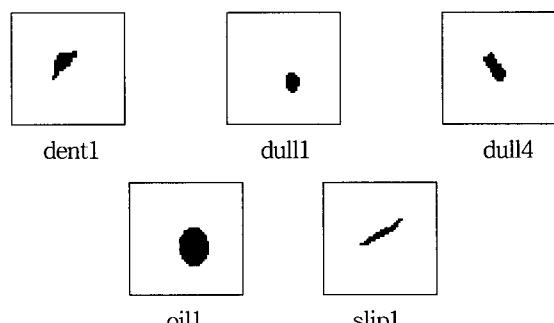


그림 8. A 클래스 분류를 위한 표준 흠 패턴 영상.

Fig. 8. Standard defect pattern for classifying the A class.

두 번째 단계의 노드들의 입력 영상은 흠을 중심으로 분리된 영상이므로 영상의 크기에 영향을 받는 엔트로피의 값을 특징량들 중 하나로 사용하는 A 클래스를 분류

하는 노드는 표준 흠 영상을  $50 \times 50$  크기로 제작하였다. 이 수치는 실험적으로 평균적인 값을 취하였다. 두 번째 단계의 나머지 노드들은 입력 영상의 크기의 변화가 크기 때문에 엔트로피 값의 표준 값을 구하기가 어려워 특정량으로 선정되지 않았다. 이로인해, 표준 흠 영상의 크기를 조정할 필요가 없다.

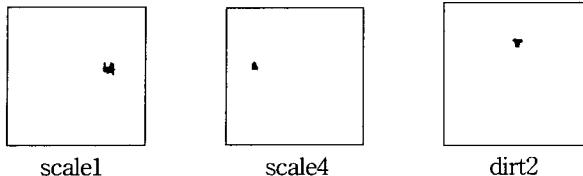


그림 9. B 클래스 분류를 위한 표준 흠 패턴 영상.

Fig. 9. Standard defect pattern for classifying the B class.

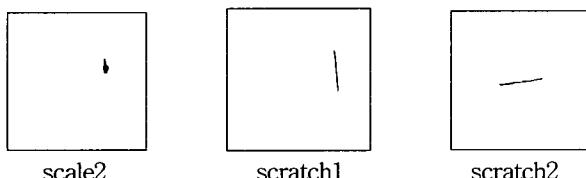


그림 10. C 클래스 분류를 위한 표준 흠 패턴 영상.

Fig. 10. Standard defect pattern for classifying the C class.

## 2. 신경회로망을 이용한 특징량 분류 실험

본 논문에서 각 노드에 사용한 다층 퍼셉트론 신경회로망의 구조는 다음과 같다. 첫 번째 단계에서는 입력층의 노드수는 특징량의 개수인 7개, 은닉층의 개수는 2개(은닉층#1의 노드개수 : 36, 은닉층#2의 노드개수 : 22)이며 출력층 노드 개수는 흠패턴의 종류 개수인 3개를 사용하였다. 학습 횟수는 5000회를 하였다. 두 번째 단계에서 A 클래스 분류 노드에서는 입력층의 노드수는 5개, 출력층의 노드수는 4개 나머지는 첫 번째 단계에서와 동일하다. B, C 클래스 분류 노드들에서는 입력층의 노드수는 6개, 출력층의 노드수는 2개이고, 나머지는 첫 번째 단계에서와 동일하다. 먼저 논문[9]에서 제시한 일단계 구조로 표면 흠 영상을 분류하였다. 그 결과 55개의 흠 영상 중 38개가 분류되었다. 본 논문에서 제시한 계층적 구조에 의한 분류는 55개의 흠 영상 중 46개가 정확히 분류되었다. 이는 일단계 구조에 대한 계층적 구조의 분류율 향상을 보여준다.

본 실험에서 첫 번째 단계에서 55개의 흠영상 중 sam11.pcx는 A 클래스가 B 클래스로 오분류되고 sam44.pcx는 B 클래스가 A 클래스로 오분류되어 총 55개 중 53개가 정분류되었다. 오분류된 이유는 그림 11에서 보는 바와 같이 sam11.pcx는 전처리중 끊어진 흠의 연결 과정에서 dull과 그 위에 있는 긁힌 자국과 합쳐져 형태가 B 클래스의 모양에 가깝게 변하였다. sam44.pcx는 전처리 결과 형태가 A 클래스에 더 가깝다. 그리고, 표 2-4는 각각 A, B, C 클래스에 속하는 흠들에 대한 분류 결과를 보여준다.

표 1. 첫 번째 단계에서 표면 흠 영상의 신경회로망 분류 결과.

Table 1. Classification result for the real cold mill strip image through the first-stage.

| 분류내용<br>목표패턴 | 정분류 개수 | 오분류 개수 | 분류률     |
|--------------|--------|--------|---------|
| A 클래스        | 22     | 1      | 95.65 % |
| B 클래스        | 18     | 1      | 94.73 % |
| C 클래스        | 13     | 0      | 100 %   |

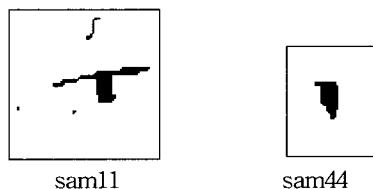


그림 11. 첫 번째 단계에서 오분류 된 흠의 전처리 결과.

Fig. 11. Preprocessed result of miss-classified defect after first-stage.

표 2. A 클래스에 속하는 표면 흠에 대한 신경회로망 분류 결과.

Table 2. Classification result for the real cold mill strip images which are in A class.

| 분류내용<br>목표패턴 | 정분류 개수 | 오분류 개수 | 분류률    |
|--------------|--------|--------|--------|
| dent         | 3      | 0      | 100 %  |
| dull         | 9      | 2      | 77.8 % |
| oil          | 4      | 0      | 100 %  |
| slip         | 3      | 1      | 75 %   |

표 3. B 클래스에 속하는 표면 흠에 대한 신경회로망 분류 결과.

Table 3. Classification result for the real cold mill strip images which are in B class.

| 분류내용<br>목표패턴 | 정분류 개수 | 오분류 개수 | 분류률   |
|--------------|--------|--------|-------|
| dirt         | 2      | 0      | 100 % |
| scale        | 16     | 0      | 100 % |

표 4. C 클래스에 속하는 표면 흠에 대한 신경회로망 분류 결과.

Table 4. Classification result for the real cold mill strip images which are in C class.

| 분류내용<br>목표패턴 | 정분류 개수 | 오분류 개수 | 분류률    |
|--------------|--------|--------|--------|
| scale        | 2      | 3      | 40 %   |
| scratch      | 7      | 1      | 87.5 % |

## V. 결론

본 논문에서는 논문[9]에서의 일단계 구조의 분류기를 트리 구조의 분류기로 개선하여 분류율의 향상을 보였다. 그리고 두 번째 단계의 입력영상을 첫 번째 단계에서 흠의 위치를 파악한 뒤 흠 영역을 분리한 영상으로 하여 두 번째 단계에서 최종 전처리시 조명영향과 배경

영향을 감소시킴으로써 전처리의 정밀성을 높여 오분류 가능성을 낮췄다. 각 노드에서의 분류할 종류를 감소시킴으로써 분류에 최적인 특징량의 선정을 보다 쉽게 할 수 있다. 또한 dent의 분류를 위해 히스토그램 비를 제안하였으며, 결과를 보았을 때 그 효용성을 입증했다.

그러나, 본 논문에서의 문제점으로는 냉연 강판 영상은 심한 잡음이 혼입되어 있어서 영상 전처리를 어렵게 한다. 그래서 흄 특징 추출 및 흄 분류는 전처리 결과에 완전히 의존하는 경향이 있다. 이런 전처리의 의존성을 피하기 위해 흄영역을 다시 분리하였으나 그 의존성을 완전히 탈피하기에는 미흡하다. 향후 연구과제로는 보다 효과적인 전처리 기법의 추가 연구가 필요하며, 흄의 형태 특징을 통한 분류 가능성의 한계를 넘기 위해 계조차 영상으로 부터의 더 많은 특징들이 필요하다.

#### 참고문헌

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [2] M. Sanka, V. Hlavac and R. Boyle, *Image Processing, Analysis and Machine vision*, Chapman & Hall Computing, 1993.
- [3] R. T. Chin, "Automated visual inspection : a

survey," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 4, no. 6, pp. 557-573, 1982.

- [4] B. R. Suresh, R. A. Sundakowski, T. S. Levitt and J. E. Overland, "A real-time automated visual inspection system for hot steel slabs," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 5, pp. 563-572, 1983.
- [5] A. Ercil, "Automated visual inspection of painted metallic surfaces," *ICARCV'94*, pp. 1950-1954, Nov., 9-11, 1994.
- [6] *Description of Isys iS-2000 Series Automated Surface Inspection System*, Isys Controls, 1994.
- [7] *Surface Defect Inspector TOSPECTRON Series*, Toshiba Corporation.
- [8] Y. S. Chen, W. H. Hsu, "A modified fast parallel algorithm for thinning digital patterns," *Pattern Recognition Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 99-106, 1988.
- [9] 김경민 외, "냉연 표면 흄 검사 알고리듬의 개발," 제어·자동화·시스템공학회, 제 3권, 제 2호, pp. 179-186, 1997, 4.
- [10] 김경민 외, "트리 구조를 이용한 냉연 표면 흄 검사 알고리듬 개발에 관한 연구," 제어·자동화·시스템 공학회, '97 KACC 논문집, pp. 365-370, 1997, 10.

#### 김 경 민

1988년 고려대학교 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1991), 박사(1996). 1997년~현재 국립여수대학교 전기 공학과 전임강사. 관심분야는 컴퓨터 비전, 신호처리, 패턴인식, 퍼지 및 신경회로망응용.



#### 류 경

1988년, 1990년, 고려대학교 전기공학과 학사, 석사. 1990년~1995 LG전자 연구원, 1996년~현재 동대학원 박사과정. 관심분야는 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경회로망, 시스템설계.



#### 박 중 조

1981년, 1983년, 1995년 고려대 전기공학과 학사, 석사, 박사. 1996년~현재 국립경상대학교 제어계측공학과 조교수, 현재 관심분야는 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경회로망응용.



#### 박 균 태

1975년, 1977년, 1981년 고려대학교 전기공학과 학사, 석사, 박사. 1978년~1981년 광운대전기공학과 조교수. 1981년~현재 고려대학교 전기전자전파공학부 교수 관심분야는 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경회로망 및 지능제어.

