

트리 구조를 이용한 냉연 표면흙 검사 알고리즘 개발에 관한 연구

Development of Surface Defect Inspection Algorithms for Cold Mill Strip  
using Tree Structure

김경민\*, 정우용\*\*, 이병진\*\*, 류 경\*\*, 박귀태\*\*

\* 국립여수수산대학교 전기공학과(Tel: +82-662-650-0345; E-mail: kkm@eeserver.korea.ac.kr)  
\*\* 고려대학교 전기전자전파공학부(Tel: +82-2-927-3268; E-mail: jwy@eeserver.korea.ac.kr)

**Abstract** : In this paper we suggest a development of surface defect inspection algorithms for cold mill strip using tree structure. The defects which exist in a surface of cold mill strip have a scattering or singular distribution. This paper consists of preprocessing, feature extraction and defect classification. By preprocessing, the binarized defect image is achieved. In this procedure, 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, histogram\_ratio features are calculated. The histogram\_ratio feature is taken from the gray-level image. For the defect classification, we suggest a tree structure of which nodes are multilayer neural network classifiers. The proposed algorithm reduced error rate comparing to one-stage structure.

**Keywords** : Histogram\_ratio, Tree structure.

1. 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 불성적인 특성이 우수해야 하고 제품의 내·외부에 결함이 없어야 한다. 이중에 강판 표면의 결함 검사를 위한 방법으로써 그 동안 레이저를 이용하는 장비가 주로 사용되고 있다. 그러나, 이 장비를 사용할 경우 결함 검출 능력은 뛰어나지만 그때 사용되는 데이터의 특성상 즉, 1차원 데이터를 사용하므로 그 결함의 형태를 분류하는데는 미흡한 것이 많았다.

이에 최근 2차원 영상 데이터를 이용하는 자동화검사 시스템이 강판 표면의 결함 검출 및 분류를 위한 새로운 방법으로 주목받고 있다. 즉 전자산업의 급속한 발전에 의해 CCD카메라에 의한 고해상도의 영상취득장치가 개발되고 영상 처리의 고속화가 가능하게 되었으며, 그에 따라 최근 여러 베이커에서는 표면 흙 검사를 위한 고정도의 자동시각장치를 상용화하여 보급하고 있다.<sup>1,2</sup> 그러나 이러한 범용 검사 장치들은 H/W면에서는 어느 정도 수요자의 요구를 충족시킬 수 있으나, 그 H/W를 움직이는 S/W는 보편적인 기능만을 제공하므로, 실제의 각 생산 현장에서 마주치는 독특한 세부적인 문제들을 해결하기에는 미흡하다. 따라서 각 생산 현장에서는 자기 고유의 문제를 해결하기 위해 자체적인 검사 알고리즘의 개발이 필요하다. 특히, 제철소에서의 강판표면의 결함검사를 위한 영상처리 알고리즘의 개발은 이제 시작 단계에 있으며, 그 구체적인 기법들은 각 회사의

노하우에 속하므로 조기에 이에 대한 연구를 수행하여 자체 기술력 확보와 대외 경쟁력 강화에 대처해야 될 실정이다.

이에 대해 본 논문에서는 냉연 표면에 발생된 흙을 검출하고 분류할 수 있는 효과적인 알고리즘을 개발하기 위해 논문[9]에서 제시한 일단계(one-stage) 구조를 개선한 이단계 구조인 트리(Tree) 구조를 그림 1과 같이 제안한다.

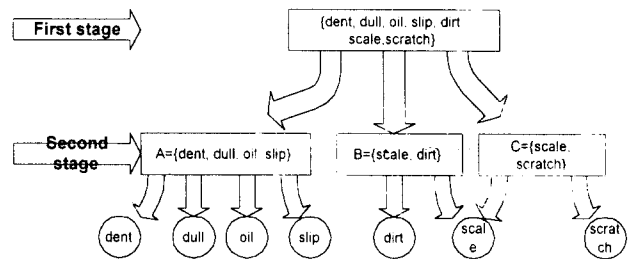


그림 1 계층적 트리 구조의 블록도

Fig. 1 The block diagram of tree structure

2. 전처리

냉연 표면을 카메라에 의해 영상으로 취득하면 잡음이 매우 강하게 혼합된 영상이 얻어진다. 이러한 잡음성 영상으로부터 표면흙을 추출하기 위해서는 먼저 영상으로부터 잡음을 제거하고 영상을 이치화하여 배경으로부터 흙을 명확히 분해해 내는 전처리(preprocessing) 과정이 필요하다. 그리고, 이 과정은 트리의 각 노드마다 서로 다른 과정을 가진다. 즉, 그 노드의 입력영상에 적합한 전처리 과정을 가진다. 영상의 전처리 과정은 흙 분류

를 위해 수행해야 할 가장 초기 단계이며, 이 단계의 결과는 최종적인 흠 추출 및 분류의 성패에 큰 영향을 미치게 되므로 효과적인 전처리는 매우 중요하다.

### 2.1 냉연 강판 영상의 특성과 흠 분할시의 문제점

냉연 강판 영상으로부터 흠과 배경을 분할할 때에 만나게 되는 문제점은 크게 다음의 4가지로 볼 수 있으며, 이들 각각의 문제점과 그 대책을 기술한다.

#### ① 불균일한 전반 조명의 문제

조명의 불균일성은 영상내의 각 위치마다의 픽셀 밝기에 직접적인 영향을 주므로 잡음과 흠의 분리를 위한 임계화(thresholding)를 어렵게 한다. 따라서 전처리의 첫 단계로서 불균일한 전반 조명의 영향을 제거하는 처리 과정이 필요하다. 이에 대한 효과적인 방법으로서 계조치 모폴로지 기법중의 하나인 Top-hit 변환을 사용할 수 있다.

#### ② 흠 검출과 잡음 제거의 상충성

냉연 표면 영상은 과도한 잡음으로 구성되며 그 사이에 흠이 분포되어 있다. 따라서 가능하면 잡음의 밝기는 약화시키거나 또는 제거하면서 흠의 밝기는 상대적으로 강화시켜야 한다. 그러나 잡음과 흠의 밝기 차이가 그리 크지 않으므로 잡음의 약화 및 흠의 강화를 선별적으로 수행하는 것은 매우 어렵다. 또한 잡음의 약화를 위해 평활화(smoothing)기법을 사용한 경우 많은 잡음들은 약화되는 경향이 있으나 그에 따라 흠의 밝기가 급격히 감소되어 흠의 검출이 곤란하게 되며, 흠의 밝기를 강화하기 위해 에지 검출 기법을 사용하면 잡음도 크게 강화되는 현상이 나타나게 된다. 따라서 냉연 표면 영상의 경우에는 초기 단계에서 특별한 영상 향상 처리를 수행함이 없이 단순히 적절한 임계화 기법을 적용함으로써 흠을 분할해 내는 것이 효과적이다.

#### ③ 임계화시 임계값 결정의 문제

흠과 배경으로 분할하는 처리로서 사용되는 임계값(threshold value)을 작은 값으로 선정하면 흠은 올바르게 나타나지만 잡음이 과대하게 나타날 수 있고 큰 값으로 선정하면 잡음은 없거나 심각하게 과소된 흠이 나타나게 되므로 적절한 임계값의 선정이 중요하게 된다. 실제의 경우 많은 영상에 효과적인 동일한 임계값은 존재하기 힘들므로 각 영상의 특성을 파악하여 해당 영상에 적절히 대응하는 임계값 선정 기법을 사용하여야 한다.

#### ④ 끊어진 형태로 검출된 흠의 복원 문제

가능한 한 잡음이 나타나지 않도록 임계화를 행할 경우 흠은 끊어진 형태로 나타나는 경우가 많다. 이때 흠을 원상태로 복원해야 하는데, 이를 위해 모폴로지 기법의 확산 연산과 침식 연산을 사용할 수 있다. 그런데 흠의 수축시 다시 흠이 과소되는 수가 있으므로 흠의 수축을 위해 침식 연산과 함께 물체의 연결성은 보존하면서 수축시키는 세선화를 병용하는 것이 효과적이다. 즉, m+n회 확산 연산을 적용한 후 m회 침식 연산을 적용하고 그후 n회 세선화를 적용하면 흠의 끊어진 부분을 복구하면서 그 크기를 원상태로 만들 수 있다.

### 2.2 전처리 기법

#### ① 전처리에 사용되는 연산

본 전처리에서 사용되는 중요한 연산으로는 local min max 연산과 세선화의 두 종류가 있다. local min 연산과 local max 연산은 계조치 영상에 대한 침식 및 확산 효과를 나타내는 연산으로서 기존의 모폴로지 연산(morphological operation)인 일반화된 침식 연산 및 확산 연산의 단순화된 한 형태로 볼 수 있다.

여기서는 local min과 local max 연산의 근방 크기로서 3×3 크기를 기준으로 사용하기로 한다. 즉, 영상내의 배경은 어두운 값이고 물체는 밝은 값이라고 할 때, 영상내의 어떤 픽셀에 local min 연산을 적용하는 것은 그 픽셀의 주변 3×3 영역내의 픽셀값들중 최소값을 그 픽셀의 새로운 값으로 취하는 것으로서, 이를 영상에 한번 적용하면 영상내의 물체를 1 픽셀만큼 수축시키는 효과를 나타낸다. 반면에 local max 연산은 반대의 결과를 가져온다.

local min 연산과 local max 연산의 연산자로서 각각  $\min_R\{ \}$ ,  $\max_R\{ \}$  을 사용하면, 그림 2의 3×3 영상 영역에 대해 이들 연산은 다음의 수식으로 표현된다.

$$\min_R\{A\} = \min\{p_0, p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8\}$$

$$\max_R\{A\} = \max\{p_0, p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8\}$$

$p_0$	$p_1$	$p_2$
$p_3$	$p_4$	$p_5$
$p_6$	$p_7$	$p_8$

그림 2 3x3 영상 영역

Fig. 2 3x3 image

연산자  $\min_R\{ \}$  /  $\max_R\{ \}$  는 local min/max 연산을 영상에 n 회 반복 적용하는 연산자로 정의되며, 이는 영상내의 물체를 n 픽셀만큼 수축/확장시키는 효과를 나타낸다.

한편, 세선화란 두꺼운 물체의 외곽선을 폭이 1인 골격선으로 만드는 처리이다. 일반적으로 물체의 골격선은 물체의 주요 형상은 보존하면서 처리데이터량은 감소시키므로 특징 추출에 유용하게 사용되고 있다. 본 논문에서 사용한 알고리즘은 연산이 빠르고 효과가 우수한 Chen·Hsu 알고리즘을 사용하였다.<sup>18)</sup>

#### ② 전처리 절차

본 절에서는 각 노드에서 실행되는 전처리의 순서를 그림 1의 첫 번째 단계의 노드에 중심을 맞춰 각 단계에서 처리되는 내용을 상세히 설명한다.

##### STEP 1 : 불균일한 조명 영향의 제거

입력 영상으로부터 조명의 영향은 모폴로지 기법중 Top-hit 변환을 사용함으로써 제거할 수 있다. 이때 local min,max 연산은 각각 5회(n=5) 반복 적용되는데, 이에 의해 폭이 10 픽셀(즉, 2n)이하인 모든 피크(peak) 부분(즉, AC 신호 성분)들이 유지되고 그 외의 부분(즉, 전반 조명에 해당하는 DC 신호에 가까운 성분)들은 제거된다.

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

여기서,  $f(x, y)$ 은 입력 영상이며,  $g_i(x, y)$ 는 조명의 영향이 제거된 영상을 나타낸다.

두 번째 단계의 노드중 A클래스를 분류하는 노드는 입력 영상이 조명의 영향을 무시해도 좋을 만큼 작으므로 이 STEP은 거치지 않는다. 여기서,  $g_i(x, y)$ 는 입력영상이 된다.

STEP 2 : 임계화에 의한 흠의 검출

냉면 강판 영상은 각 영상마다 혼입되어 있는 잡음의 분포가 다르고 흠도 동일하지 않으므로 임계화시 인공적으로 동일한 임계값을 사용하는 것은 불합리하다. 즉, 처리할 영상의 특성을 파악하여 그 특성으로부터 적절한 임계값을 계산해내는 것이 합리적이다. 냉면 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 편차는 잡음의 편차로 볼 수 있다. 따라서 다음 식과 같은 방법으로 임계값 T를 정하여 임계화를 하면 흠이 잘 나타나면서 잡음의 개수가 최소로 되는 이치 영상을 얻을 수 있다.

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

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

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

여기서 m은 전체 영상내의 잡음의 평균치에 대응되는 평균값이며, σ는 잡음들간의 편차 정보를 제공하는 표준편차이다. 그리고 α는 임계값의 크기를 결정하는 인자이다.

본 연구에서 사용한 실험 영상들의 경우 첫 번째 단계의 노드에서는 α=4. 두 번째 단계의 노드들에서 처리되는 영상은 흠이 배경에 대한 비율이 상위 노드의 영상에 비해 크고, 또한 잡음이 적으므로 α=1.8이 적합한 값으로 설정되었다. 위의 임계값 T를 사용하여 다음 식에 의해 임계화를 행한다.

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

여기서,  $g_i(x, y)$ 는 앞 단계에서 얻어진 영상이며,  $g_i(x, y)$ 는 임계화에 의해 얻어진 이치 영상이다.

STEP 3 : 잡음의 제거

앞 단계의 임계화에 의하면 흠이 나타나면서 잡음의 일부가 동시에 나타난 이치 영상이 얻어진다. 이 잡음을 없애기 위해 비록 임계값을 높게 설정할 지라도 미세한 점들로 구성되어 골고루 퍼져 있는 경우가 종종 발생하게 되며, 이러한 처리는 다음과 같은 수식으로 표현될 수 있다.

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

여기서,  $g_i(x, y)$ 는 임계화된 이치화 영상,  $g_n(x, y)$ 는 잡음이 제거된 영상 그리고  $N(g_i(x, y))$ 은  $g_i(x, y)$ 의 8근방에 있는 1값의 개수를 나타낸다.

STEP 4 : 끊어진 흠의 연결

임계화와 잡음 제거의 단계로 인해 잡음들은 거의 제거되지만 그 결과 흠이 다소 끊어진 형태로 나타날 수 있다. 따라서 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.

$$g_c(x, y) = \text{thin}^1\{\min_k^1\{\max_k^0(g_n(x, y))\}\} \quad (5)$$

두 번째 단계의 노드들중 B, C 클래스를 분류하는 노드들에서는 먼저 확산 연산을 6회 적용하고, 그후 침식 연산을 5회 적용하

며, 그후 세선화를 1회 실시하는 것으로서 다음의 식으로 표현된다. 이때, 확산 연산과 침식 연산의 적용횟수가 첫 번째 단계의 노드에서 보다 1씩 증가하는 것은 B, C 클래스에 속한 흠 영상들의 특성상 흠들이 끊어져 있을 확률이 높기 때문이다.

$$g_c(x, y) = \text{thin}^1\{\min_k^0\{\max_k^6(g_n(x, y))\}\} \quad (6)$$

두 번째 단계의 노드들중 A 클래스를 분류하는 노드들에서는 먼저 확산 연산을 3회 적용하고, 그후 침식 연산을 2회 적용하며, 그후 세선화를 1회 실시하는 것으로서 다음의 식으로 표현된다.

$$g_c(x, y) = \text{thin}^1\{\min_k^0\{\max_k^3(g_n(x, y))\}\} \quad (7)$$

이때, 확산 연산과 침식 연산의 적용횟수가 첫 번째 단계의 노드에서 보다 줄어든 것은 A 클래스에 속한 흠 영상들의 흠은 끊어진 경우가 거의 없기 때문이다. 여기서,  $g_n(x, y)$ 는 잡음이 제거된 영상이며,  $g_c(x, y)$ 는 끊어진 흠이 연결된 영상이다. 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.

STEP 4 : 잡음의 제거

현재 상태에서 미세하게 남아 있는 잡음은 그 주변의 픽셀값을 조사하여 제거한다. 이러한 처리는 다음과 같은 수식으로 표현될 수 있다.

$$g_{na}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_c(x, y) = 1 \text{ .AND. } N(g_c(x, y)) \geq 4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

여기서,  $g_c(x, y)$ 는 끊어진 흠이 연결된 영상,  $g_{na}(x, y)$ 는 잡음이 제거된 영상 그리고  $N(g_c(x, y))$ 는  $g_c(x, y)$ 의 8근방에 있는 1값의 개수를 나타낸다.

이 과정은 조명 영향과 배경 영향이 적은 두 번째 단계의 노드들에서는 잡음이 적게 나타나므로 이 과정을 지나친다.

STEP 5 : 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 이어주는 처리를 한다. 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 식으로 표현된다.

$$g(x, y) = \text{thin}^1\{\min_k^0\{\max_k^6(g_{na}(x, y))\}\} \quad (9)$$

여기서,  $g_{na}(x, y)$ 는 잡음이 제거된 영상이며,  $g(x, y)$ 는 끊어진 흠이 연결된 영상으로서 진처리의 최종 결과 영상을 나타낸다. 그리고, 만일 작업 환경이 바뀔 경우 확산 및 침식 연산과 세선화의 반복 적용 횟수는 취득된 많은 영상에 대해 실험을 해 봄으로써 새로이 조정되어야 할 것이다. 이 과정은 앞 단계의 잡음 제거가 필요없는 두 번째 단계들의 노드들에서는 필요없으므로 그냥 지나친다.

냉면 강판 영상으로부터 흠을 검출하기 위한 상기의 진처리 과정은 그림 3과 그림 4의 블록도로 요약된다.

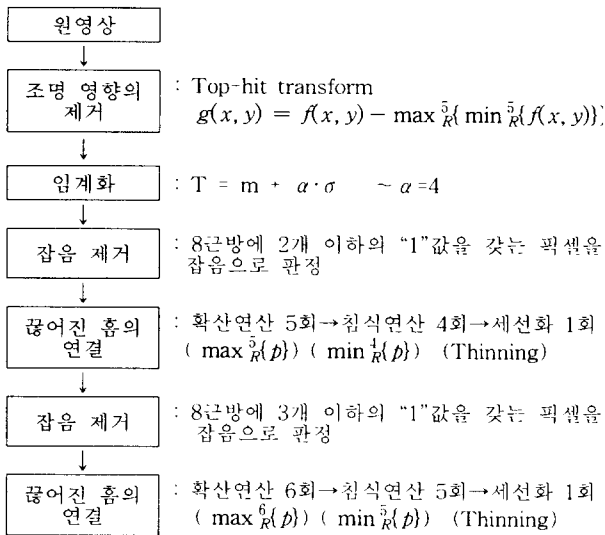


그림 3 첫 번째 단계 노드의 전처리 과정의 상세 블록도  
Fig. 3 The detailed flow chart of the preprocessing at the node of first-stage

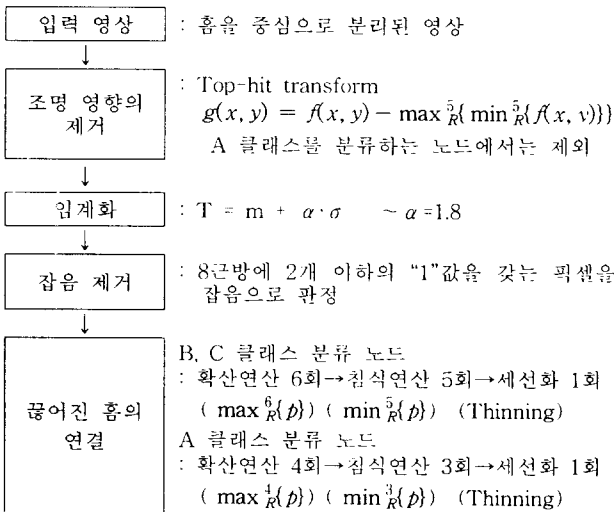


그림 4 두 번째 단계 노드들의 전처리 과정의 상세블록도  
Fig. 4 The detailed flow chart of the preprocessing at nodes of second-stage

### 3. 흠 특징 추출 기법

본 논문에서는 기존에 연구된 여러 특징 추출 기법들을 조사하여 냉연 표면흠 영상에 적용해 보고 그들 중에서 냉연 표면흠의 특징을 잘 묘사할 수 있는 효과적인 특징 추출 기법을 선정하였다. 그리고, 계조치 영상의 특징을 묘사하기 위해 히스토그램 비(histogram\_ratio)를 제안하였다. 기존에 많은 종류의 특징 추출 기법들 중에서 다음의 기법들이 냉연 표면흠의 특징 추출에 유용한 것으로 판단되었으며, 본 장에서는 이들 기법을 정리하여 기술하였다.

#### 3.1 기하학적 특징

기하학적 특징은 그 내용에 따라 위치 특징과, 크기 및 모양 특징의 2가지로 크게 나뉠 수 있다. 본 연구에서는 기하학적 특

징중에서 위치 특징은 패턴 형태와 무관하므로 제외하였으며, 그리고 이들 특징량을 분석해 보면 패턴의 크기와 방향에 무관한 것은 패턴의 면적비와 compactness이다. 또한 패턴의 면적도 유용한 참고 정보를 제공한다. 따라서, 여러 기하학적 특징들중 이 3개의 특징을 패턴분류에 유용한 특징으로 선정하였다.

- ① def\_area : 대상체의 면적 (Defect내의 모든 화소의 개수)
- ② area\_ratio : def\_area와 box\_area의 비 (area\_ratio = def\_area / box\_area) 여기서 box\_area는 Box의 면적 즉 Box내의 모든 화소의 개수이다.
- ③ compactness : 대상체의 응집도(  $4\pi \cdot \text{area} / \text{perimeter}^2$  ) 여기서 perimeter는 대상체의 윤곽선의 길이이다.

#### 3.2 모멘트를 이용한 특징

학술문에서 정의된 모멘트개념은 영상 처리시 대상체의 형태에 대한 특징량을 구하는 데 매우 실용적이고 유용한 방법으로 사용되고 있다.<sup>12)</sup>

모멘트 특징량에서 표면흠 검사에 유용한 정보는 흠의 장단축 비, 장축의 길이 및 퍼짐정도이다. 모멘트로부터 구해지는 특징량은 영상내의 흠의 형태에 대한 중심 모멘트를 사용함으로써 다음 식과 같이 구할 수 있다.<sup>12)</sup>

- ① 흠의 장축과 단축의 길이정보 : 흠의 방향정보 제공  

$$a = 2\sqrt{2}\sqrt{(\mu_{20} + \mu_{02} + \sqrt{((\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2)})}$$
 : 장축 (10)  

$$b = 2\sqrt{2}\sqrt{(\mu_{20} + \mu_{02} - \sqrt{((\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2)})}$$
 : 단축 (11)

여기서  $\mu_{ij}$ 는 대상체의 중심모멘트(central moment)를 나타낸다.

- ② 흠에 대한 장축과 단축의 길이의 비

$$\text{axis\_ratio} = \frac{b}{a} \quad (12)$$

- ③ Spreadness : 흠의 퍼짐 정도에 대한 특징량

$$\text{spread} = \frac{\mu_{02} + \mu_{20}}{\mu_{00}^2} \quad (13)$$

#### 3.3 동시 발생 행렬을 이용한 특징

냉연 표면흠의 특징을 구하는데 있어서 각 흠이 개별적으로 잘 분리될 수 있으면 앞에서 기술한 방법에 의해 그의 특징을 원활하게 구할 수 있으나, 흠이 서로 겹치는 상태로 분포되어 있는 경우에는 앞의 방법으로는 그 특징을 구하기가 곤란하다. 이러한 경우에 대비하여 통계적인 특징추출 방법의 사용을 고려할 필요가 있다. 통계적 특징량 추출기법으로서 동시 발생 행렬 특징량들은 각 방향에 대해 따로 계산되며, 따라서 표면흠의 특징으로 사용하기에는 다소 복잡한 변을 가지고 있다. 그러나 이들 특징량들(Energy, Entropy, Contrast, Inverse difference moment, Correlation)중 Entropy는 실험 패턴영상에 대해 비교적 방향에 무관한 특성을 보이고 있다. 특히 계산된 Entropy값들을 분석해보면 각 방향에 따른 4개의 값들중 최소값을 제외한 나머지들의 평균값을 특징량으로 사용할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 동시 발생행렬 특징들중 이 Entropy의 평균값이 표면흠의 패턴분류를 위한 유용한 특징값으로 선정될 수 있다.<sup>12)</sup>

#### 3.4 계조치 영상의 특징

앞에서 기술한 특징들은 모두 이치영상으로부터 얻어진 형태

정보를 통하여 만들어진 특징들이다. 흠을 구분하기 위해서는 흠의 형태뿐만 아니라, 흠의 계조치정보도 중요한 특징을 제공한다. 본 논문에서는 계조치정보를 이용하기 위해 흠의 계조치 히스토그램을 이용한 히스토그램비(histogram\_ratio)를 제안하였다.

대상체의 히스토그램 비를 구하기 위해서는 먼저 흠의 위치를 파악하여, 그 대상체를 포함하는 영역 즉,  $x_{min} - N < x < x_{max} + N$ ,  $y_{min} - N < y < y_{max} + N$ 의 범위에 존재하는 영역을 원영상으로부터 분리해(segment) 낸다. 여기서,  $x_{min}$ ,  $x_{max}$ ,  $y_{min}$ ,  $y_{max}$ 는 그림 5에서 정의된 좌표를 나타내고, N은 흠의 계조치와 배경의 계조치 사이의 관계를 보여주는 히스토그램을 나타내기 위한 값이다. 실험적으로 N=4로 정하였다. 위의 범위와 N의 값을 이용하여 dent, dull에 대한 흠 영상에 대해 분리한 계조치영상과 히스토그램을 아래의 그림에 나타내었다.

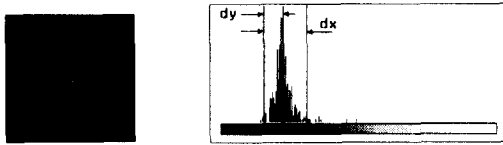


그림 5 계조치 영상으로부터 얻어진 영역과 히스토그램 (dent)

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

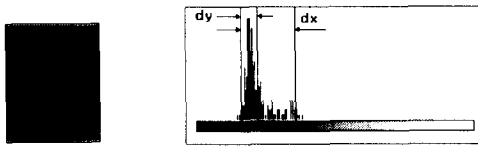


그림 6 계조치 영상으로부터 얻어진 영역과 히스토그램(dull)

Fig. 6 The segmented region and its histogram (dull)

$$\text{histogram\_ratio} = 2 \times \frac{dx}{dy} \quad (14)$$

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 목적에 맞도록 실험적으로 정하였다.

히스토그램 비의 물성적 의미는 히스토그램의 모양이 대칭적일수록 1에 가까워진다. 이 특성은 dent와 같이 폭 들어간 흠은 흠을 중심으로 계조치가 서서히 어두워지므로 하나의 봉우리를 가지는 대칭적인 산모양되고, dull, oil, slip 같은 흠은 흠의 부분에서 균일한 계조치를 가지므로 배경의 계조치와 차이가 뚜렷이 나타됨으로 그림 6의 히스토그램과 같이 비대칭적인 봉우리가 2개인 산모양을 하게된다. 이 특성은 A 클래스를 분류할 때 중요한 특징량으로 사용된다.

## 4. 실험 및 고찰

### 4.1 실험 환경

본 실험에 사용된 비전 시스템은 IBM PC (pentium 133) 와 PCVISIONplus 영상처리보드이며, 실험에 사용된 영상은 512 x 480 크기의 계조치영상이다. 신경회로망 학습용 흠 패턴 영

상은 실제의 흠을 참조하여 제작하였으며, 실제 테스트용 표면 흠 영상은 냉연 강관으로부터 Data Cube system을 사용하여 취득된 영상 16장과 posco 연구실에서 진면 반사 조명하에 취득된 영상 39장으로 총 55장이다.

본 실험에 사용된 흠의 종류는 dent, dull, scale, scratch, slipf, dirt, oil 등 7가지이다. 그림 7은 첫 번째 단계의 노드에서 A, B, C 를 분류하기 위해 신경 회로망에 사용된 표준흠 패턴 영상을 나타낸다.

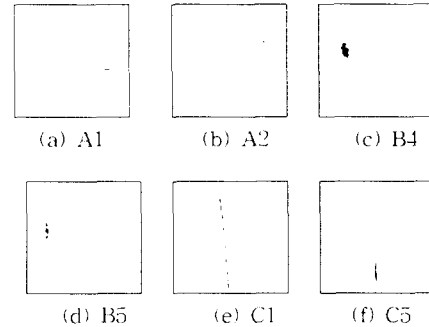


그림 7 A, B, C 분류를 위한 표준흠 패턴 영상

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

그림 8, 그림 9, 그림 10은 두 번째 단계의 노드들에서 각각 A, B, C 클래스에 속한 흠들을 분류하기 위해 신경 회로망에 사용된 표준흠 패턴 영상을 나타낸다.



그림 8 A 클래스 분류를 위한 표준흠 패턴 영상

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

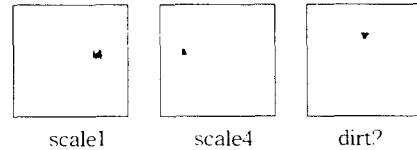


그림 9 B 클래스 분류를 위한 표준흠 패턴 영상

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

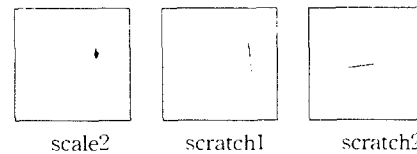


그림 10 C 클래스 분류를 위한 표준흠 패턴 영상

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

두 번째 단계의 노드들의 입력 영상은 흠을 중심으로 분리된 영상이므로 영상의 크기에 영향을 받는 엔트로피의 값을 특징량들 중 하나로 사용하는 A 클래스를 분류하는 노드는 표준 흠 영상을 50 x 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 특징량으로 선정되지 않았다. 이로 인해, 표준 흠 영상

의 크기를 조정할 필요가 없다.

#### 4.2 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 홈패턴의 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 홈 영상을 분류하였다. 그 결과 55개의 홈 영상중 38개가 분류되었다. 본 논문에서 제시한 트리 구조에 의한 분류는 55개의 홈 영상중 46개가 정확히 분류되었다. 이는 트리구조의 분류율의 향상을 보여준다.

본 실험에서 표 1에서 보듯이 첫 번째 단계에서 sam11.pcx는 A 클래스가 B 클래스로 오분류되고 sam44.pcx는 B 클래스가 A 클래스로 오분류된다. 그 이유는 그림 11에서 보는 바와 같이 sam11.pcx는 전처리중 끊어진 홈의 연결과정에서 dull과 그 위에 있는 얇은 자국과 합쳐져 형태가 B 클래스의 모양에 가깝게 변하였다. sam44.pcx는 전처리 결과 형태가 A 클래스에 더 가깝다. 그리고, 표 2, 표 3, 표 4는 각각 A, B, C 클래스에 속한 홈들에 대한 분류 결과를 보여준다.

표 1 첫 번째 단계에서 표면 홈 영상의 신경회로망 분류 결과  
Table 1 Classification result for the real cold mill strip image through the first-stage

분류내용 목표패턴	정분류 개수	오분류 개수	분류율
A 클래스	22	1	95.65 %
B, C 클래스	23	1	95.83 %
C 클래스	8	0	100 %

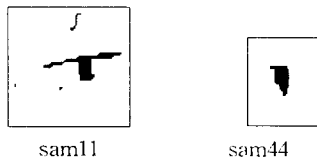


그림 11 첫 번째 단계에서 오분류된 홈의 전처리 결과  
Fig. 11 Preprocessed result of miss-classified defect after first stage  
표 2 A 클래스에 속하는 표면홈에 대한 신경회로망 분류 결과

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

분류내용 목표패턴	정분류 개수	오분류 개수	분류율
dent	3	0	100 %
dull	11	2	81.82 %
oil	4	0	100 %
slip	2	2	50 %

표 3 B 클래스에 속하는 표면홈에 대한 신경회로망 분류 결과

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

분류내용 목표패턴	정분류 개수	오분류 개수	분류율
dirt	2	0	100 %
scale	16	0	100 %

표 4 C 클래스에 속하는 표면홈에 대한 신경회로망 분류 결과  
Table 4 Classification result for the real cold mill strip images which are in C class

분류내용 목표패턴	정분류 개수	오분류 개수	분류율
scale	2	3	40 %
scratch	7	1	87.5 %

## 5. 결론

본 논문에서는 논문[9]에서의 일단계 구조의 분류기를 트리 구조의 분류기로 개선하여 분류율의 향상을 보였다. 본 논문에서는 두 번째 단계의 입력영상을 첫 번째 단계에서 홈의 위치를 파악한 뒤 홈 영역을 분리한 영상으로 하여 두 번째 단계에서 최종 전처리시 조명영향과 배경영향을 감소시킴으로써 전처리의 정밀성을 높여 오분류 가능성을 낮췄다. 각 노드에서의 분류할 종류를 감소시킴으로써 분류에 최적인 특징량의 선정을 보다 쉽게 할 수 있다. 본 논문에서는 dent의 분류의 위해 히스토그램 비를 제안하였으며, 결과를 보았을 때 그 효용성을 입증했다.

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

## 참고 문헌

- [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. on 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. on PAMI, Vol.5, pp.563-572, 1983.
- [5] A. Ercil, "Automated Visual Inspection of Painted Metallic Surfaces", ICARCV'94, Nov. 9-11, pp.1950-1954, 1994
- [6] Description of Isys iS-2000 Series Automated Surface Inspection System, Isys Controis, 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 표면홈 검사 알고리즘의 개발", 제어 자동화 시스템공학회, Vol. 3, No. 2, pp.179-186, Apr. 1997