

냉연 표면흠 검사 알고리즘 개발에 관한 연구

Development of Surface Defect Inspection Algorithms for Cold Mill Strip

김경민, 박귀태, 박중조, 이종학, 정진양, 이주강

(Kyoung-Min Kim, Gwi-Tae Park, Joong-Jo Park, Jong-Hak Lee, Jin-Yang Jung, Joo-Kang Lee)

Abstract : In this paper we suggest a development of surface defect inspection algorithms for cold mill strip. 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 and co-occurrence matrix features are calculated. For the defect classification, multilayer neural network is used. The proposed algorithm showed 15% error rate.

Keywords : top-hit transform, adaptive thresholding, thinning

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. 이중에 강판 표면의 결함 검사를 위한 방법으로써 그 동안 레이저를 이용하는 장비가 주로 사용되고 있다. 그러나, 이 장비를 사용할 경우 결함 검출 능력은 뛰어나지만 이때 사용되는 데이터의 특성상 즉, 1차원 데이터를 사용하므로 그 결함의 형태를 분류하는데는 미흡한 것이 많았다. 강판에서 발생된 결함의 종류를 분류해내는 것은 생산 공정 상에서 그 결함의 원인을 추적하는데 유용한 정보를 제공하므로 제품의 품질 및 신뢰도 향상에 매우 중요한 요소가 된다.

이에 최근 2차원 영상 데이터를 이용하는 자동시각검사 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 메이커에서는 표면 흠 검사를 위한 고정도의 자동시각 장치를 상용화하여 보급하고 있다[10-15]. 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 흠을 검출하고 분류할 수 있는 효과적인 알고리즘을 개발함을 목표로

한다. 본 냉연 표면흠의 검사 알고리즘은 그림 1과 같은 처리 단계로 구성된다.

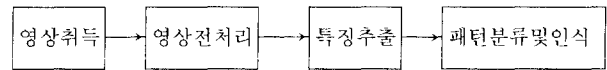


그림 1. 냉연 표면흠의 검사 단계.

Fig. 1. Defect inspection stage.

즉, 먼저 고해상도 카메라에 의해 냉연 표면의 영상을 취득하고, 영상 전처리 단계에서 영상내의 잡음을 제거하며 표면에 발생된 흠을 검출한다. 그후 검출된 개개의 흠에 대해 그 특징량을 구하고, 패턴분류 단계에서 이들 특징량을 기반으로 하여 해당 흠의 형태를 분류 및 인식함으로써 최종적으로 흠의 종류를 알아내게 된다.

본 논문의 구성은 1장의 서론에 이어 2장에서는 전처리에 대해 기술하며, 3장에서는 흠의 특징을 추출하는 기법들에 대해 기술하였으며, 실험 영상에 대해 특징량 데이터를 분석하여 흠 분류에 유용한 특징량을 선정하였다. 또 4장에서는 선정된 특징량을 다층 퍼셉트론 신경회로망으로 학습하여 본 특징량에 의한 흠 분류 가능성을 타진하였다. 그리고 마지막으로 5장에 결론을 실었다.

II. 전처리

냉연 표면을 카메라에 의해 영상으로 취득하면 잡음이 매우 강하게 혼입된 영상이 얻어진다. 이러한 잡음성 영상으로부터 표면흠을 추출하기 위해서는 먼저 영상으로부터 잡음을 제거하고 영상을 이치화하여 배경으로부터 흠을 명확히 분할해 내는 전처리(preprocessing) 과정이 필요하다. 영상의 전처리 과정은 흠 분류를 위해 수행해야 할 가장 초기 단계이며, 이 단계의 결과는 최종적인 흠 추출 및 분류의 성패에 큰 영향을 미치게 되므로 효과적인 전처리는 매우 중요하다. 본 장에서는 냉연 강판 영상에 적합한 전처리 방법을 기술한다.

2.1 냉연 강판 영상의 특성과 흠 분할시의 문제점

냉연 강판 영상은 유사한 종류의 잡음이 전체 영상에 고르게 분포되어 있는 매우 잡음성이 강한 영상이다. 또한 흠과 잡음의 밝기 정도(gray level)가 유사하므로 영상 취득시의 주위 환경으로서 전방 조명의 종류와 배치가 흠과 잡음의 구별에 매우 중요한 영향을 미친다. 그 외에 흠 자체의 밝기가 잡음에 비해 상대적으로 균일하다는 보장이 없기 때

접수일자 : 1996. 3. 22., 수정완료 : 1996. 11. 20.

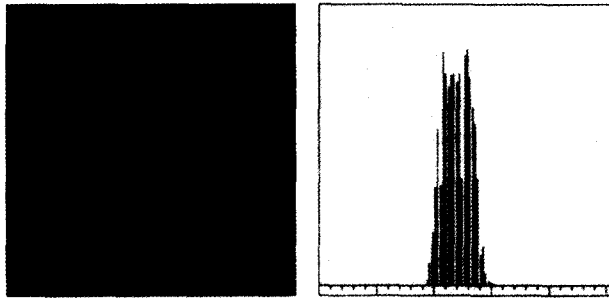
김경민 : 고려대학교 정보통신기술공동연구소

박귀태 : 고려대학교 전기공학부, 서울대 ERC-ACI 연구위원

박중조 : 경상대학교 제어계측공학과

이종학, 정진양, 이주강 : POSCO 기술연구소 SYSTEM 연구 TEAM

문에 이치화에 의해 흠과 배경을 분할할 때 긴 형태의 흠은 끊어진 형태로 얻어지기가 쉽다. 그림 2(a)는 이러한 특성을 갖는 냉연 표면 영상이고 그림 2(b)는 그의 히스토그램을 보인다. 그림의 히스토그램을 보면 영상을 이루는 대부분의 픽셀 밝기가 특정한 밝기를 기준으로 밀집되어 있는 단일 포물선(unimodal) 분포를 갖는다. 이때 특정한 밝기는 전반 조명에 의해 결정되며 그의 좌우측에 분포한 픽셀의 대부분은 잡음 성분이고, 그 중에 우측상반부에 나타나는 상대적으로 다소 밝은 부분만이 우리가 얻고자하는 흠에 해당된다.



(a) 냉연 강판 영상. (b) 강판 영상의 히스토그램.
 그림 2. 냉연 강판 영상과 그의 히스토그램.
 Fig. 2. Cold mill strip image and its histogram.

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

영상 취득시 전반 조명을 최대한으로 균일하게 배치한다고 하여도 실제로 얻어진 영상에는 어느 정도의 불균일한 전반 조명의 영향이 남을 수 있다. 이러한 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. 이 변환은 영상내의 피크(peak) 부분만을 보존하고 나머지 부분은 제거하므로 이를 냉연 강판 영상에 적용하면 피크에 대응하는 잡음과 흠부분만이 남아있게 되고 전반 조명의 영향은 제거된다.

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. 즉, 잡음 제거 기능을 강화하면 흠의 일부도 제거되어 결과적으로 형태가 심하게 파손된 흠이 검출되며, 양호한 형태의 흠을 검출하고자 하면 크기가 커다란 많은 잡음들이 함께 검출된다. 또한 잡음의 약화를 위해 평활화(smoothing)기법을 사용할 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. 결국 양호한 흠의 검출과 잡음 제거는 상충되는 특성을 가지게 되며, 적절하지 못한 영상 향상 기법은 오히려 원영상의 유용한 정보를 잃게 하는 원인이 된다. 따라서 냉연 표면 영상의 경우에는 초기 단계에서 특별한 영

상 향상 처리를 수행함이 없이 단순히 적절한 임계화 기법을 적용함으로써 흠을 분할해 내는 것이 효과적이다. 물론 이 때에 다소의 잡음들도 함께 나타나게 되는데 이들은 흠에 비해 상대적으로 크기가 작으므로 임계화 후에 제거할 수 있다.

③ 임계화시 임계값 결정의 문제

임계화(thresholding)는 영상을 흠과 배경으로 분할하는 처리로서 그 결과 이치 영상이 얻어진다. 그런데 이때 사용되는 임계값(threshold value)을 작은 값으로 선정하면 흠은 올바르게 나타나지만 잡음이 과대하게 나타날 수 있고 큰 값으로 선정하면 잡음은 없어지나 심각하게 파손된 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. 확산 연산은 흠을 팽창시킴으로써 끊어진 부분을 이어주게 되고, 그후에 적용되는 침식 연산은 흠을 수축시킴으로써 팽창되어 있는 흠을 원래 크기로 되돌려 준다. 그런데 이때 흠의 수축시 다시 흠이 파손되는 수가 있으므로 흠의 수축을 위해 침식 연산과 함께 물체의 연결성은 보존하면서 수축시키는 세선화를 병용하는 것이 효과적이다. 즉, $m+n$ 회 확산 연산을 적용한 후 m 회 침식 연산을 적용하고 그후 n 회 세선화를 적용하면 흠의 끊어진 부분을 복구하면서 그 크기를 원상태로 만들 수 있다. 이 경우 물론 영상의 수축을 위해 세선화만을 사용할 수도 있겠으나 세선화는 처리 시간이 많이 소요되므로 고속의 단순한 처리 방식인 침식 연산을 먼저 사용하여 어느 정도 흠을 수축시킨 후 흠이 다시 끊어질 상황에 가까워지면 세선화를 수행하는 것이 시간 절약상 유리하다.

2.2 냉연 강판 영상의 전처리 개요

냉연 표면 영상에 대한 전처리 과정은 상기의 문제점들을 해결하는 수순으로 볼 수 있으며 그림 3은 이러한 전처리 과정의 블럭도를 보인다. 그림 4는 이러한 순서로 전처리를 할 경우 나타나는 각 단계의 결과 영상과 그 영상의 100번째 수평라인에 대한 픽셀 밝기의 분포를 보여준다.

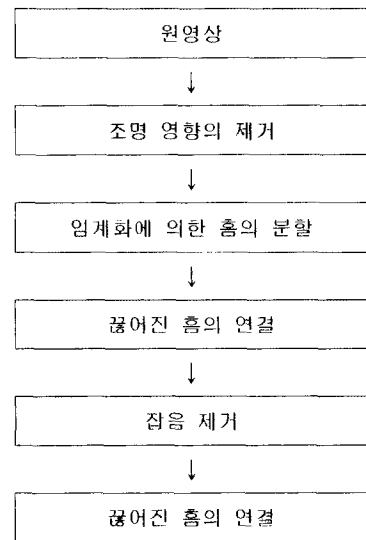
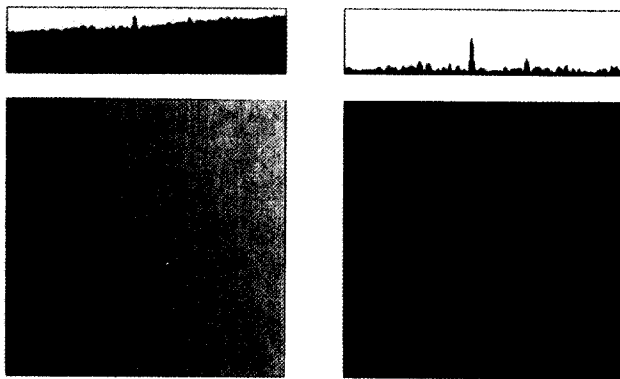
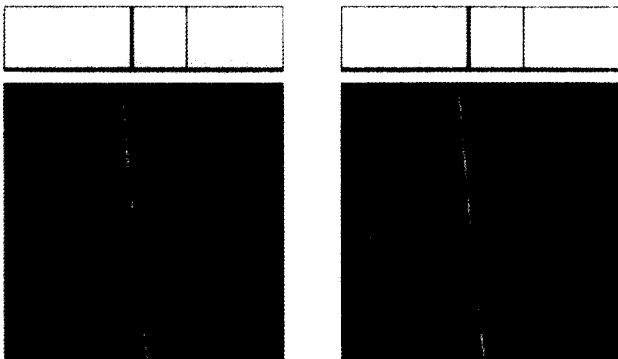


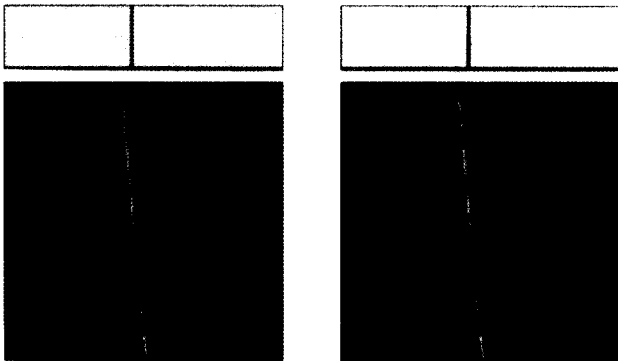
그림 3. 전처리 과정의 블럭도.
 Fig. 3. Block diagram of the preprocessing process.



(a) 원영상. (b) 조명 영향의 제거.



(c) 임계화. (d) 끊어진 흠의 연결.



(e) 잡음 제거. (f) 끊어진 흠의 연결.

그림 4. 전처리 과정의 처리 영상 예.

Fig. 4. The example of the preprocessing process.

2.3 전처리 기법

① 전처리에 사용되는 연산

본 전처리에서 사용되는 중요한 연산으로는 local min/max 연산과 세션화(thinning)의 두 종류가 있다. local min 연산과 local max 연산은 제조치 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. 디지털 영상의 경우 최소 근방 크기는 처리할 픽셀을 중심으로 3×3 영상 영역을 취하는 것이 일반적이다. 근방 크기를 3×3으로 정하여 local min 연산을 영상에 2회 반복 적용할 경우 이는 근방의 크기를 5×5로 정하여 local min 연산을 영상에 1회 적용한 결과와 동일하다. 일반적으로는 근방 크기를 3×3으로 정하여 local min 연산을 영상에 n회 반복 적용할 경우 이는 근방의 크기를 (2n+1)×(2n+1)로 정하여 local min 연산을 영상에 1회 적용한 결과와 동일하다. 여기서 이 연산의 2회 반복 적용이란 전체 영상에 대해 이 연산을 한 번 적용하고

그후 그 결과 영상에 이 연산을 다시 한 번 더 적용하는 것을 의미한다. 이러한 특성은 local max 연산에서도 동일하다.

여기서는 local min 연산과 local max 연산의 근방 크기로 3×3 크기를 기준으로 사용하기로 한다. 즉, 영상내의 배경은 어두운 값(즉, 작은 값)이고 물체는 밝은 값(즉, 큰 값)이라고 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. 또한 영상내의 어떤 픽셀에 local max 연산을 적용하는 것은 그 픽셀의 주변 3×3 영역내의 픽셀값들중 최대값을 그 픽셀의 새로운 값으로 취하는 것으로서, 이를 영상에 한번 적용하면 영상내의 물체를 1 픽셀만큼 팽창시키는 효과를 나타낸다.

local min 연산과 local max 연산의 연산자로서 각각 $\min_R\{ \}$, $\max_R\{ \}$ 을 사용하면, 그림 5의 3×3 영상 영역에 대해 이들 연산은 다음의 수식으로 표현된다.

$$\min_R\{P4\} = \min\{P0, P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8\}$$

$$\max_R\{P4\} = \max\{P0, P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8\}$$

| | | |
|----|----|----|
| P0 | P1 | P2 |
| P3 | P4 | P5 |
| P6 | P7 | P8 |

그림 5. 3x3 영상 영역.
Fig. 5. 3x3 image.

상기의 local min/max 연산에 대한 연산자 $\min_R\{ \}$, $\max_R\{ \}$ 는 영상에 이들 연산을 1회 적용하는 연산자이다. 그러나 실제의 경우에는 이들 연산을 영상에 반복 적용하여 사용하는 경우가 많으므로 상기의 연산자를 다음과 같이 일반화된 형태로 정의할 필요가 있다. 즉, 연산자 $\min_R^n\{ \}$ 은 local min 연산을 영상에 n회 반복 적용하는 연산자로 정의되며, 이는 영상내의 물체를 n 픽셀만큼 수축시키는 효과를 나타낸다. 또한, 연산자 $\max_R^n\{ \}$ 은 local max 연산을 영상에 n회 반복 적용하는 연산자로 정의되며, 이는 영상내의 물체를 n 픽셀만큼 팽창시키는 효과를 나타낸다.

한편, 세션화란 두꺼운 물체의 외곽선을 차례로 양과 곱질을 벗기듯이 벗겨내어 폭이 1인 가는선(골격선)으로 만드는 처리이다. 일반적으로 물체의 골격선은 물체의 주요 형상은 보존하면서 처리할 데이터량은 감소시키므로 특징 추출에 유용하게 사용되고 있다. 세션화는 이치 영상에 대해 물체(즉 값이 1인 픽셀의 집합)의 외곽선을 제거하는 처리를 계속 반복하는 처리로서, 영상내의 각 픽셀을 조사하여 그 픽셀이 물체의 외곽선의 일부인지를 검사해야 하며, 또한 그 픽셀이 골격선(즉, 폭이 1인 최종의 가는 선)인지를 검사해야 한다. 이러한 검사에서 그 픽셀이 물체의 외곽선이면서 골격선이 아니라는 판정이 나면 그 픽셀을 제거하는(즉, 0값으로 하는) 것이다. 본 논문에서 사용한 알고리즘은 연산이 빠르고 효과가 우수한 Chen·Hsu 알고리즘을 사용하였다[16].

② 전처리 절차

본 절에서는 전처리 순서에 따라 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. Top-hit 변환은

다음 식과 같이 local min/max연산을 사용함으로써 간단히 구현된다. 이때 local min/max연산은 각각 5회(n=5) 반복 적용되는데, 이에 의해 폭이 10픽셀(즉, 2n)이하인 모든 피크(peak) 부분(즉, AC 신호 성분)들만이 유지되고 그 외의 부분(즉, 전반 조명에 해당하는 DC 신호에 가까운 성분)들은 제거된다.

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

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

STEP 2 : 임계화에 의한 흠의 검출

냉연 강판 영상은 각 영상마다 혼입되어 있는 잡음의 분포가 다르고 흠도 동일하지 않으므로 임계화시 일률적으로 동일한 임계값을 사용하는 것은 불합리하다. 즉, 처리할 영상의 특성을 파악하여 그 특성으로부터 적절한 임계값을 계산해내는 것이 합리적이다. 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 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, σ 는 전체 영상내의 잡음들간의 편차 정보를 제공하는 표준편차이다. 그리고 α 는 임계값의 크기를 결정하는 인자이다.

α 값으로는 여러 영상에 대한 실험을 통하여 선정하면 되는데, 큰 α 값은 흠의 상실 초래하며, 작은 α 값은 과도한 잡음의 검출을 유발하게 된다. 본 논문에서 사용한 실험 영상들의 경우 $\alpha=4$ 가 적합한 값으로 선정되어 사용하였다.

상기의 임계값 T를 사용하여 다음 식에 의해 임계화를 행한다.

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

여기서, $g_i(x, y)$ 는 조명의 영향이 제거된 영상이며, $g(x, y)$ 는 임계화에 의해 얻어진 이치 영상이다.

STEP 3 : 끊어진 흠의 연결

앞 단계의 임계화에 의하면 흠이 나타나면서 잡음의 일부가 동시에 나타난 이치 영상이 얻어진다. 이때 잡음이 적게 나타나도록 임계값을 정하였으므로 그 결과 흠이 다소 끊어진 형태로 나타날 수 있다. 따라서 본 단계에서는 끊어진 형태의 흠을 이어주는 처리를 한다. 이를 위해 local min/max연산과 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 세선화를 1회 실시하는 것으로서 다음의 식으로 표현된다. 이때 침식 연산을 5회 적용하는 대신 4회 적용하고 세선화를 1회 적용하는 이유는 흠이 다시 끊어지는 현상을 방지하기 위함

이다.

$$g_c(x, y) = \text{thin}^1 \{ \min_k^4 \{ \max_k^5 \{ g_i(x, y) \} \} \} \quad (4)$$

여기서, $g_i(x, y)$ 는 임계화된 영상이며, $g_c(x, y)$ 는 끊어진 흠이 연결된 영상이다.

여기서, 만일 작업 환경이 바뀔 경우 확산 및 침식 연산과 세선화의 반복 적용 회수는 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. 이때 영상내의 "1"값을 갖는 픽셀중에서 자신의 8근방에 3개 이하의 "1"값을 갖는 픽셀을 잡음으로 판정하여 제거한다. 이러한 처리는 다음과 같은 수식으로 표현될 수 있다.

$$g_n(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_c(x, y) = 1 \text{ .AND. } N(g_c(x, y)) \geq 4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서, $g_c(x, y)$ = 끊어진 흠이 연결된 영상

$g_n(x, y)$ = 잡음이 제거된 영상

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

STEP 5 : 끊어진 흠의 연결

앞 단계의 잡음 제거에 의해 많은 잡음은 제거되나 그 결과로 흠이 다시 끊어지는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 본 단계에서는 STEP 4에서와 같은 방식으로 끊어진 형태의 흠을 이어주는 처리를 한다. 단 여기서는 침식 및 확산 연산의 반복 회수가 STEP 4의 경우와는 다소 다르게 정해졌는데, 이 반복 회수는 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. 이때 침식 연산을 5회 적용하는 대신 4회 적용하고 세선화를 1회 적용하는 이유는 흠이 다시 끊어지는 현상을 방지하기 위함이다.

$$g(x, y) = \text{thin}^1 \{ \min_k^5 \{ \max_k^6 \{ g_n(x, y) \} \} \} \quad (6)$$

여기서, $g_n(x, y)$ 는 잡음이 제거된 영상이며, $g(x, y)$ 는 끊어진 흠이 연결된 영상으로서 전처리의 최종 결과 영상을 나타낸다. 그리고, 만일 작업 환경이 바뀔 경우 확산 및 침식 연산과 세선화의 반복 적용 회수는 취득된 많은 영상에 대해 실험을 해 봄으로써 새로이 조정되어야 할 것이다.

냉연 강판 영상으로부터 흠을 검출하기 위한 상기의 전처리 과정은 다음의 블록도로 요약된다.

III. 흠 특징 추출 기법

일반적으로 영상 처리에 있어서 특징 추출 단계는 어려운 처리 과정에 속하게 되며, 그 성능은 처리될 대상체에 매우 의존적이다. 따라서, 먼저 생산 현장에서 발생하는 표면흠의 특성을 충분히 파악한 뒤, 가능성 있는 여러 특징 추출 기법을 실험에 의해 시도해 봄으로써 최상의 결과를 얻을 수 있는 적절한 알고리즘을 개발하게 된다.

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. 기존에 많은 종류의 특징 추출 기법들 중에서 다음의 기법들이 냉연 표면흠의 특징 추출에 유용한 것으로 판단되었으며, 본 장에서는 이들 기법을 정리하여 기술하였다. 패턴 분류의 성능을 높이기 위해서는 특징 공간상에서 각 흠 패턴간의 거리를 가능한 이격시켜야 하는

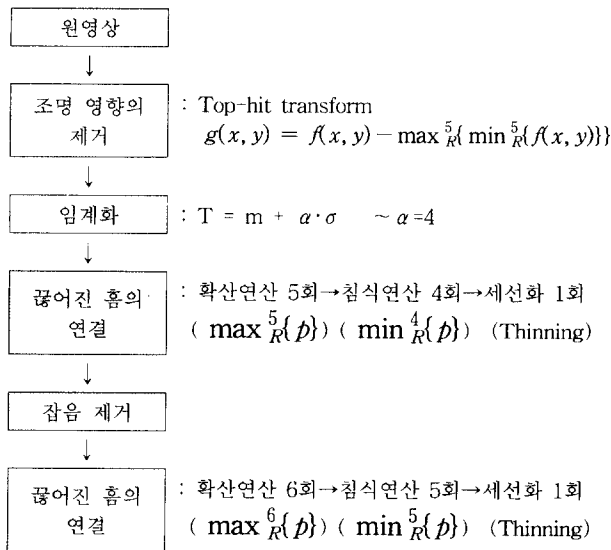


그림 6. 전처리 과정의 상세 블록도.
Fig. 6. The detailed flow chart of the preprocessing.

데, 이를 위해 복수의 특징 추출 기법을 함께 사용하여 특징의 개수를 늘리는 방안도 고려하였다.

3.1 기하학적 특징

기하학적 특징(geometric features)이란 대상체(object)의 윤곽선과 그를 둘러싸는 Box를 기초로 한 물체의 특징을 말한다[1,2,7,17].

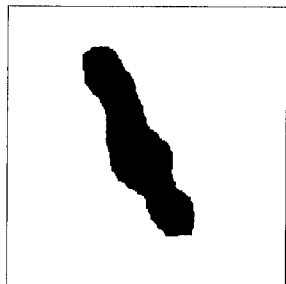


그림 7. 대상 물체.
Fig. 7. Object.

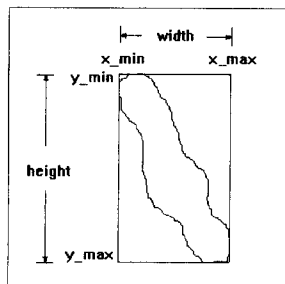


그림 8. Box 와 윤곽선.
Fig. 8. Box and contour.

기하학적 특징은 그 내용에 따라 위치 특징과, 크기 및 모양 특징의 2가지로 크게 나뉠 수 있다. 본 논문에서는 기하학적 특징중에서 위치 특징은 패턴 형태와 무관하므로 제외하였으며, 그리고 이들 특징량을 분석해 보면 패턴의 크기와 방향에 무관한 것은 패턴의 면적비(area_ratio)와 compactness이다. 또한 패턴의 면적(def_area)도 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
(compactness = (4π * area) / perimeter²)
여기서 perimeter는 대상체의 윤곽선의 길이이다.
여기서, compactness는 대상체의 응집도의 척도로서 응집도가 클 수록 큰 값으로 계산되는데, 응집도가 가장 큰 형태

는 원(circle)으로서 이때 최대값 '1'로 계산되고, 대상체의 형태가 복잡할수록 그 값은 작아진다.

3.2 모멘트를 이용한 특징

확률론에서 정의된 모멘트(moment) 개념은 영상 처리시 대상체의 형태에 대한 특징량을 구하는 데 매우 실용적이고 유용한 방법으로 사용되고 있다[4,5,8].

모멘트 특징량에서 표면흠 검사에 유용한 정보는 흠의 장단축비(axis_ratio), 장축의 길이(long_axis) 및 퍼짐정도(spreadness)이다. 따라서 이들 3개의 특징을 패턴 분류에 유용한 특징으로 선정할 수 있다. 모멘트로부터 구해지는 특징량은 영상내의 흠의 형태에 대한 중심 모멘트를 사용함으로써 다음 식과 같이 구할 수 있다[5,8].

- ① 흠의 장축(major axis)과 단축(minor axis)의 길이정보 : 흠의 방향정보 제공

$$a = 2\sqrt{2}\sqrt{(\mu_{20} + \mu_{02} + \sqrt{((\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2)})} : \text{장축} \quad (7)$$

$$b = 2\sqrt{2}\sqrt{(\mu_{20} + \mu_{02} - \sqrt{((\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2)})} : \text{단축} \quad (8)$$

여기서 μ_{ij} 는 대상체의 중심 모멘트(central moment)를 나타낸다.

- ② 흠에 대한 장축과 단축의 길이의 비

$$\text{axis_ratio} = \frac{b}{a} \quad (9)$$

- ③ Spreadness : 흠의 퍼짐 정도에 대한 특징량

$$\text{spread} = \frac{\mu_{02} + \mu_{20}}{\mu_{00}^2} \quad (10)$$

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 연속 길이 행렬과 동시 발생 행렬이 많이 사용되고 있는데, 비록 이들이 텍스처 분석에 효과적인 것으로 알려져 있으나, 본 연구의 흠 특징 분류를 위해서도 앞서 설명된 특징 추출 기법에 더하여 보완적으로 사용될 수 있다.

동시 발생 행렬 특징량들은 각 방향에 대해 따로 계산되며, 따라서 표면흠의 특징으로 사용하기에는 다소 복잡한 면을 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 Entropy 값들을 분석해보면 각 방향에 따른 4개의 값들중 최소값을 제외한 나머지들의 평균값을 특징량으로 사용할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 동시발생행렬 특징들중 이 Entropy의 평균값이 표면흠의 패턴 분류를 위한 유용한 특징값으로 선정될 수 있다[6].

IV. 실험 및 고찰

4.1 실험 환경

본 실험에 사용된 비전 시스템은 IBM PC (486 DX2-66)와 PCVISIONplus 영상처리보드이며, 실험에 사용된 영상은 500x500크기의 제조치영상이다. 신경회로망 학습용 흠 패턴 영상은 실제의 흠을 참조하여 제작하였으며, 실제 테스트용 표면흠 영상은 냉연 강관으로부터 Data Cube system을 사용하여 영상취득하였다.

본 실험에 사용된 흠의 종류는 dent, dull, scale, scratch,

slip 등 5가지이다. 그림 9는 신경 회로망에 사용된 표준흠 패턴 영상을 나타낸다.

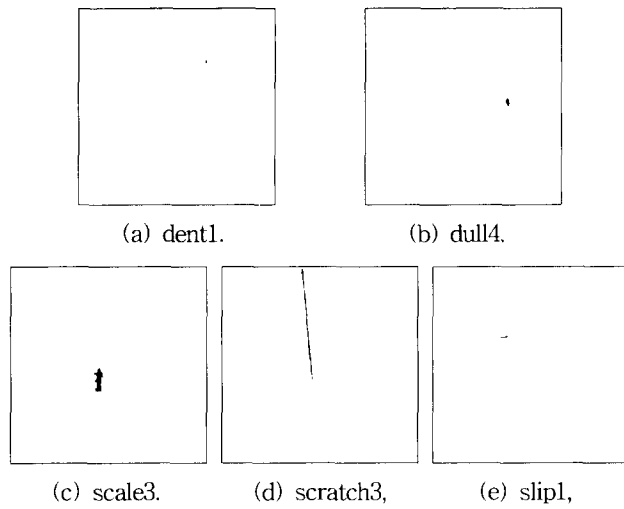


그림 9. 표준 흠 패턴 영상.
Fig. 9. Standard defect pattern image.

그림 10은 실험에 사용한 표면흠 영상과 그의 전처리 결과를 나타내며, 표 1에서는 전처리된 표면흠 영상내에서 라벨링을 이용, 가장 큰 흠을 검출하여 그의 특징량을 계산하였으며, 그리고 흠의 면적이 5화소 이하이면 잡음으로 간주하여 제외시켜 특징량을 계산하였다. 그리고, 표에 도시된 특징량들은 앞서 선정한 7종류의 특징량들이다.

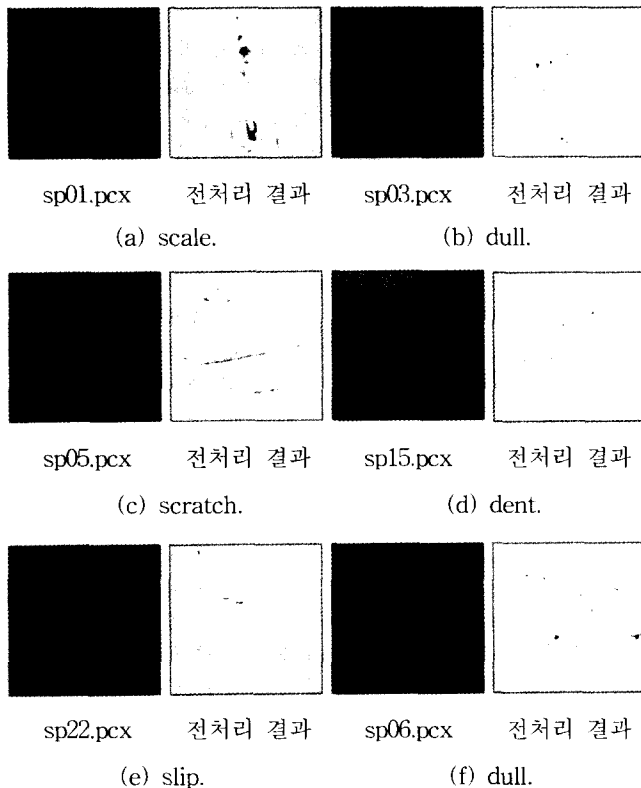


그림 10. 실험에 사용한 표면흠 영상과 그의 전처리 결과.
Fig. 10. The tested image and its result.

그림 11은 실험에 사용한 표면흠 영상에 대하여 비교를 위해 기존의 방법에 의한 전처리 결과를 나타낸다. 그림 11(a),(c),(e)는 sobel filter 처리와 2장에서 제안된 (2)의 임계

치방법에 의해 흠을 검출한 결과영상을 나타낸다. 그리고 그림 11(b),(d),(f)는 앞에서 제안된 방법으로 잡음이 제거된 결과영상을 나타낸다. 제안된 방법에 의한 2장의 그림 4와 그림 10의 결과 영상을 기존 방법에 의한 그림 11의 결과영상과 비교해 보면 제안된 방법이 흠 검출에 더욱 용이함을 알 수 있으며, 특히 후처리가 없는 경우에는 조명과 잡음에 의해 흠검출이 영향을 많이 받는 것을 실험을 통해 검증되었다.

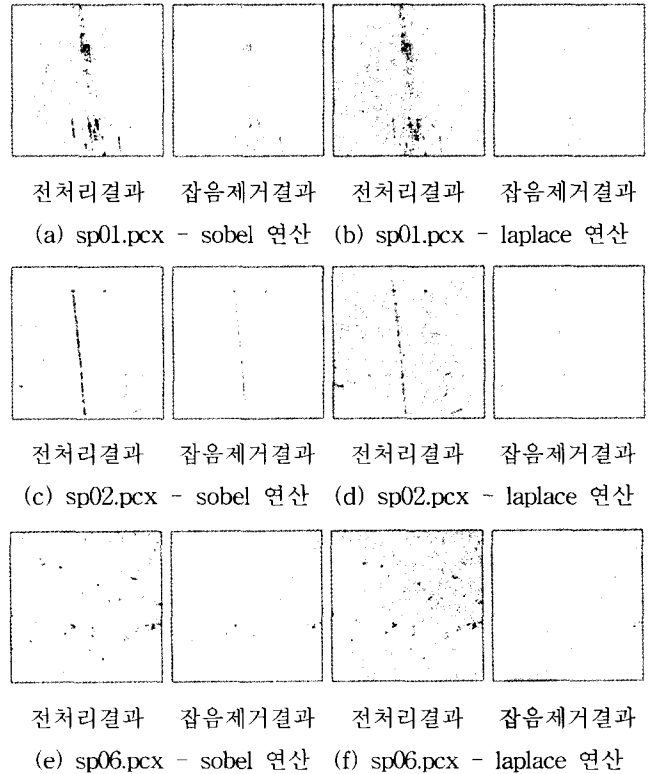


그림 11. 기존의 방법에 의한 전처리 결과.
Fig. 11. The result image using conventional method.

표 1. 표면흠 영상에 대한 특징량의 계산 결과.
Table 1. Feature data for surface defect image.

| 특징 패턴영상 | 기하학적 특징량 | | | 모멘트 특징량 | | | 동시발생 행렬 Entropy |
|----------|----------|------------|---------|------------|-------------|-----------|-----------------|
| | def_area | comp_ratio | actness | axis_ratio | spread_ness | long_axis | |
| sp01.pcx | 0.568 | 0.327 | 0.084 | 0.608 | 0.032 | 0.737 | 0.050 |
| sp02.pcx | 0.575 | 0.077 | 0.010 | 0.007 | 1.000 | 0.934 | 0.069 |
| sp03.pcx | 0.356 | 0.632 | 0.312 | 0.365 | 0.026 | 0.486 | 0.006 |
| sp04.pcx | 0.301 | 0.231 | 0.172 | 0.388 | 0.063 | 0.461 | 0.003 |
| sp05.pcx | 0.444 | 0.048 | 0.019 | 0.020 | 1.000 | 0.771 | 0.014 |
| sp06.pcx | 0.427 | 0.281 | 0.104 | 0.507 | 0.038 | 0.583 | 0.011 |
| sp07.pcx | 0.380 | 0.628 | 0.404 | 0.392 | 0.024 | 0.509 | 0.007 |
| sp08.pcx | 0.526 | 0.084 | 0.011 | 0.009 | 1.000 | 0.869 | 0.043 |
| sp09.pcx | 0.351 | 0.513 | 0.305 | 0.305 | 0.037 | 0.497 | 0.005 |
| sp10.pcx | 0.387 | 0.676 | 0.471 | 0.906 | 0.017 | 0.479 | 0.007 |
| sp11.pcx | 0.590 | 0.412 | 0.104 | 0.205 | 0.059 | 0.806 | 0.062 |
| sp12.pcx | 0.363 | 0.569 | 0.420 | 0.396 | 0.025 | 0.490 | 0.006 |
| sp13.pcx | 0.504 | 0.488 | 0.104 | 0.130 | 0.076 | 0.718 | 0.027 |
| sp14.pcx | 0.624 | 0.252 | 0.019 | 0.013 | 0.617 | 0.961 | 0.101 |
| sp15.pcx | 0.268 | 0.700 | 0.551 | 0.564 | 0.019 | 0.359 | 0.002 |
| sp16.pcx | 0.237 | 0.543 | 0.572 | 0.463 | 0.022 | 0.333 | 0.002 |
| sp21.pcx | 0.409 | 0.166 | 0.044 | 0.049 | 0.258 | 0.664 | 0.012 |
| sp22.pcx | 0.341 | 0.719 | 0.161 | 0.173 | 0.053 | 0.506 | 0.004 |
| sp24.pcx | 0.281 | 0.550 | 0.476 | 0.609 | 0.020 | 0.376 | 0.003 |
| sp25.pcx | 0.212 | 0.667 | 0.387 | 0.324 | 0.028 | 0.319 | 0.001 |

4.2 신경회로망을 이용한 특징량 분류 실험

4.1절의 표 1과 같이 선정된 특징량을 이용하여 표면흠 영상내의 각 흠이 잘 분류될 수 있는 가를 알아보기 위해, 이들 특징량을 다층 퍼셉트론 신경회로망으로 학습해 보았다.^[7] 학습 방법으로는 역전파 학습 알고리즘이 사용되었다.

본 논문에서 사용한 다층 퍼셉트론 신경회로망의 구조는 다음과 같다. 입력층의 노드수는 특징량의 개수인 7개, 은닉층의 개수는 2개(은닉층#1의 노드개수 : 36, 은닉층#2의 노드개수 : 22)이며 출력층 노드 개수는 흠패턴의 종류 개수인 5개를 사용하였다. 학습 회수는 5000회를 하였으며, 이때의 최종 학습 에러는 5.70×10^{-4} 이었다.

먼저 그림 11에 제시된 바와 같이 기존의 방법에 의한 전처리 결과영상에서 3장에서 제시된 특징량을 추출하여 표면 흠 영상을 분류하였다. 전처리에 sobel방법을 이용한 결과영상은 20개의 흠 영상중 14개가 정확히 분류되었으며, laplacian방법에 의한 결과영상의 분류 결과는 12개의 인식률을 보였다. 표 2는 실제의 표면 흠 영상에 대한 신경 회로망 분류 결과를 나타내었으며, 실제 흠영상 20개중 17개가 정확히 분류되었다. 이는 표면 흠영상의 분류를 위한 특징량 추출에 전처리가 큰 영향을 미치는 것을 알 수 있다.

본 실험에서 표 2에서 보다시피 sp04.pcx와 sp06.pcx의 dull 흠이 slip으로 오분류 되는 이유는 전처리 결과 흠의 형태가 slip에 가깝기 때문이며, sp16.pcx의 dull 흠이 dent로 오분류 되는 이유는 dent의 움푹 패인 특징이 영상 전처리에서 올바르게 반영되지 못하였기 때문이다.

표 2. 실제의 표면 흠 영상에 대한 신경회로망 분류 결과.

Table 2. Classification result for the real cold mill strip image.

| 학습용 입력데이터 | 목표패턴 | | | | | 목표패턴 | 분류 결과 | 성공/실패 |
|-----------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|---------|---------|-------|
| | dent | dull | scale | scratch | slip | | | |
| sp01.pcx | 0.00033 | 0.00312 | 0.99911 | 0.00015 | 0.00001 | scale | scale | ○ |
| sp02.pcx | 0.00010 | 0.00000 | 0.00040 | 0.99354 | 0.00063 | scratch | scratch | ○ |
| sp03.pcx | 0.00575 | 0.99091 | 0.00032 | 0.00000 | 0.00105 | dull | dull | ○ |
| sp04.pcx | 0.00061 | 0.09452 | 0.90500 | 0.00000 | 0.00363 | dull | scale | × |
| sp05.pcx | 0.00014 | 0.00000 | 0.00027 | 0.99972 | 0.00096 | scratch | scratch | ○ |
| sp06.pcx | 0.00034 | 0.00524 | 0.99850 | 0.00006 | 0.00002 | dull | scale | × |
| sp07.pcx | 0.00395 | 0.99483 | 0.00114 | 0.00000 | 0.00012 | dull | dull | ○ |
| sp08.pcx | 0.00012 | 0.00000 | 0.00032 | 0.99965 | 0.00078 | scratch | scratch | ○ |
| sp09.pcx | 0.00369 | 0.80859 | 0.00238 | 0.00000 | 0.10292 | dull | dull | ○ |
| sp10.pcx | 0.00003 | 0.99998 | 0.00124 | 0.00000 | 0.00000 | dull | dull | ○ |
| sp11.pcx | 0.00015 | 0.00010 | 0.99256 | 0.00861 | 0.00000 | scale | scale | ○ |
| sp12.pcx | 0.00384 | 0.99514 | 0.00121 | 0.00000 | 0.00010 | dull | dull | ○ |
| sp13.pcx | 0.00027 | 0.00000 | 0.01833 | 0.97756 | 0.00089 | scratch | scratch | ○ |
| sp14.pcx | 0.00009 | 0.00000 | 0.00056 | 0.99933 | 0.00049 | scratch | scratch | ○ |
| sp15.pcx | 0.92323 | 0.05941 | 0.00001 | 0.00000 | 0.00009 | dent | dent | ○ |
| sp16.pcx | 0.98369 | 0.01589 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00234 | dull | dent | × |
| sp21.pcx | 0.00015 | 0.00000 | 0.00043 | 0.99954 | 0.00102 | scratch | scratch | ○ |
| sp22.pcx | 0.00135 | 0.00980 | 0.00002 | 0.00050 | 0.99454 | slip | slip | ○ |
| sp24.pcx | 0.19615 | 0.65930 | 0.00029 | 0.00000 | 0.00000 | dull | dull | ○ |
| sp25.pcx | 0.94310 | 0.01737 | 0.00000 | 0.00000 | 0.06517 | dent | dent | ○ |

V. 결론

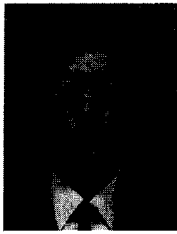
본 논문에서는 자동시각검사 시스템을 사용하여 냉연 표면흠 검사를 하기 위한 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서는 먼저 흠검출 기법으로 조명의 영향을 제거하는 Top-hit transform을 제안하였으며, 이에 대한 적응적 임계화와 끊어진 흠을 이어주는 합병과정을 제시하였다. 특징 추출기법에 있어서는 기하학적 특징과 모멘트 그리고 동시발생행렬을 이용하여 특징량을 선출하여 이들이 흠 분류에 효과적임을 실험을 통해 입증하였다. 흠 분류기로는 역

전파 학습알고리즘을 이용한 신경 회로망을 이용하였으며 흠 분류 성능이 대체로 우수함을 입증하였다.

그러나, 본 논문에서의 문제점으로는 냉연 강판 영상은 심한 잡음이 혼입되어 있어서 영상 전처리를 어렵게 한다. 그래서 흠 특징 추출 및 흠 분류는 전처리 결과에 완전히 의존하는 경향이 있다. 이에 향후 연구과제로는 보다 효과적인 전처리 기법의 추가 연구가 필요하며, 스테레오 영상을 이용하여 깊이정보를 이용한 영상 이해 그리고 실시간 표면흠 검사를 위하여 본 논문에서 제안된 알고리즘의 H/W제작이 요구되어진다.

참고문헌

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [2] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, Inc., 1991.
- [3] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison - Wesley, 1992.
- [4] M. Sanka, V. Hlavac and R. Boyle, *Image Processing, Analysis and Machine vision*, Chapman & Hall Computing, 1993.
- [5] J. R. Parker, *Practical Computer Vision using C*, John Wiley & Sons, 1994.
- [6] I. Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice Hall, 1993.
- [7] Y. H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Network*, Addison-Wesley, 1989.
- [8] R. T. Chin, "Automated visual inspection : A survey," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 4, no. 6, pp. 557-573, 1982.
- [9] T. S. Newman, "A survey of automated visual inspection," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 61, pp. 231-262, 1995.
- [10] P. W. Tse and P. S. Wu, "Advanced machine vision system for garment inspection," *ICARCV'94*, pp. 899-902, Nov., 9-11, 1994.
- [11] 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.
- [12] P. Alapuranen and T. Westman, "Automatic visual inspection of wood surfaces," *IEEE 11th Int. Conf. Pattern Recog.*, pp. 371-374, 1992.
- [13] A. Ercil, "Automated visual inspection of painted metallic surfaces," *ICARCV'94*, pp. 1950-1954, Nov., 1994.
- [14] *Description of Isys iS-2000 Series Automated Surface Inspection System*, Isys Controls, 1994.
- [15] *Surface Defect Inspector TOSPECTRON Series*, Toshiba Corporation,
- [16] 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.
- [17] 이문호, 퍼스컴을 이용한 화상처리, 기다리, 1992.

**김 경 민**

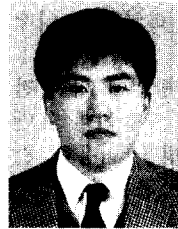
1988년 고려대 전기공학과졸업, 동대학원석사(1991), 동대학원박사(1996). 1996년 ~ 현재 고려대학교 정보통신연구소 선임연구원, 관심분야는 컴퓨터 비전, 시각제어, 신경회로망.

**이 종 학**

1993년 경북대 전자공학과졸업(석사), 1993년 1월 ~ 1994년 6월 산업과학기술연구소 주임연구원. 1994년 7월 ~ 현재 (주)포항제철 기술연구소 대리 주관심분야는 광신호처리, 영상처리, 디지털신호처리 등.

**박 귀 태**

1975년, 1977년, 1981년 고려대학교 전기공학과에서 학사, 석사, 박사학위. 1975년 ~ 1978년 한국원자력연구소 연구원. 1978년 ~ 1981년 광운대학교 전기공학과조교수. 1981년 ~ 현재 고려대학교 전기전자전파공학부교수. 주요관심분야는 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경망이론과 지능제어등임.

**정 진 앙**

1987년 연세대 전기공학과졸업(석사), 1987년 4월 ~ 1994년 6월 산업과학기술연구소 선임연구원. 1994년 ~ 현재 (주)포항제철 기술연구소 과장 주관심분야는 온도계측, 영상처리, 디지털신호처리.

**박 중 조**

1981년 고려대 전기공학과 졸업, 동대학원석사(1983), 동대학원박사(1995), 1996년 ~ 현재 경상대학교 제어계측공학과 조교수 관심분야는 컴퓨터 비전, 시각제어, 신경회로망.

**이 주 강**

1976년 한양대 전자공학과 졸업, 1986년 Northwestern 컴퓨터공학과 졸업(박사). 1987년 4월 ~ 1994년 6월 산업과학기술연구소 책임연구원. 1994년 7월 ~ 현재 (주) 포항제철 기술연구소 부장 주관심분야는 데이터통신프로토콜 설계, 통신신호처리알고리즘설계등임.

신호처리알고리즘설계등임.