

냉연 표면 흠 검사를 위한 전처리 알고리듬에 관한 연구

김종웅*, 김경민*, 문윤식*, 박귀태*, 이종학**, 정진양**

*고려대학교, **POSCO 시스템 연구팀

A Study on the Development of Surface Defect Inspection Preprocessing Algorithm for Cold Mill Strip

Jong-Woong Kim*, Kyoung-Min Kim*, Yun-Shik Moon*, Gwi-Tae Park*,

Jong-Hak Lee**, Jin-Yang Jung**

*Dept. of Electrical Eng. Korea Univ., **POSCO System Research Team

Abstract

In a still mill, the effective surface defect inspection algorithm is necessary. For this purpose, this paper proposed the preprocessing algorithm for surface defect inspection of cold mill strip. This consists of five steps. They are edge detection, binarizing, noise deletion, combining of fragmented defect and selecting the largest defect. Especially, binarizing is a critical problem. Because the performance of the preprocessing is largely depend on the binarized image. So, we developed the adaptive thresholding method, which is multilevel thresholding. The thresholding value is varied according to the mean graylevel value of each test image.

To investigate the performance of the proposed algorithm, we classified the detected defect using neural network. The test image is 20 defect images captured at German Sick Co. This algorithm is proved to have good property in cold mill strip surface inspection.

제 1 장 서 론

철강제품의 경쟁력은 그 품질에 의해 크게 좌우된다. 따라서, 국내 외적으로 많은 제철소들이 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. 이를 위한 방법으로 2차원 영상 데이터를 이용하여 강판 표면의 결함을 검출하는 알고리즘의 개발이 요구된다. 표면의 흠을 검출하는 알고리듬은 의류제품이나 목재생산 등의 생산 현장에서 이미 개발되어 응용중이다.[1][2] 특히, 제철소에서의 강판표면의 결합검사를 위한 영상처리 알고리즘의 개발은 이제 시작 단계에 있으며, 그 구체적인 기법들에 대한 연구가 필요한 상황이다.

본 논문에서는 냉연 표면에 발생된 흠을 검출하기 위한 효과적인 전처리 알고리듬을 제안하였다. 모두 5단계로 이루어져 있다. 그 내용을 살펴보면, 윤곽선 추출, 이치화, 잡음제거, 끊어진 흠 연결, 흠 추출 등 5가지이다. 그 중에서 이치화 과정은 매우 중요한 부분에 해당한다. 왜냐하면 그 결과에 따라서 최종 전처리 결과가 크게 좌우되기 때문이

다. 이에 대해 영상 화소값의 평균값과 표준편차에 따라 적절한 임계치를 선정하도록 하는 적용 임계화를 제안하였다.

제 2 장 냉연 강판 영상의 전처리

2.1 윤곽선 추출 (edge detection)

윤곽선(edge) 추출에는 영상미분이 많이 사용된다. 그 기본 원리는 영상내의 각 위치에서의 명암의 농도차(gradient)를 이용한다. 여기서 gradient는 이웃하는 화소값의 차이를 통해 구한다. Gradient operator는 sobel filter, robert filter, compass operator등 여러가지가 있다. 본 논문에서는 특히 대각선 성분추출을 포함하는 compass gradient operator[3]를 사용하였다. 그 방법은 식 2.1과 같이 근사화 된다.

x1	x2	x3
x8	f(x, y)	x4
x7	x6	x5

그림 2.1 gradient 연산을 위한 3×3 mask

$$G[x, y] = |G_x| + |G_y| + |G_{xy}| + |G_{yx}| \quad (2.1)$$

여기서, $f(x, y)$: 영상 미분을 위한 중심 화소

$G[x, y] : f(x, y)$ 을 기준으로 1차 미분을 한 결과

$$\begin{aligned} G_x &= (x3 + x4 + x5) - (x1 + x8 + x7) \\ G_y &= (x5 + x6 + x7) - (x1 + x2 + x3) \\ G_{xy} &= (x4 + x5 + x6) - (x1 + x2 + x8) \\ G_{yx} &= (x2 + x3 + x4) - (x6 + x7 + x8) \end{aligned}$$

2.2 적용 임계화에 의한 이치화 (adaptive thresholding)

영상을 이치화 할 때 각각의 영상의 특성을 파악하여 적절한 임계값을 선정하는 것이 필요하다. 적용 임계화의 방법으로는 화소의 평균과 최대치의 편차를 이용하는 방법, 영상의 히스토그램에 대한 누적비를 이용하는 방법(P-tile method), 평균과 표준편차를 사용하는 방법등

여러 가지가 있다[4]. 이 중에서 평균과 표준편차를 사용하는 방법을 개선하여 식 2.2와 같이 임계값 T 를 정하였다. 식에서 쓰인 A,B,a,b,c는 실험 영상group의 특성에 따라 결정된다. 본 연구의 실험에서는 $A=0.9$, $B=0.7$, $a=1.5$, $b=3.0$, $c=5.0$ 으로 설정하였다.

$$T(\text{threshold}) = \text{mean} + \sigma \times a \quad (22)$$

$$\begin{array}{ll} a = a, & A \leq a_percent \\ a = b, & B \leq a_percent < A \\ a = c, & a_percent < B \end{array}$$

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

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

a = 임계값의 크기를 결정하는 인자

$a_percent$: $a_rate / above_mean_rate$

$above_mean_rate$: 평균치 이상값의 비율

$a_rate: mean$ 보다 크고 ($mean + a$)보다 작은 값의 비율

상기의 임계값 T 를 사용하여 다음 식에 의해 임계화를 행한다.

$$T(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{if } G(x, y) > T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

여기서, $G(x, y)$ = 윤곽선이 추출된 영상

$T(x, y)$ = 임계화에 의해 얻어진 이치 영상



가: compass 나. $\alpha = 1.5$ 다. $\alpha = 3.0$ 라. $\alpha = 5.0$
(a) 시편영상2



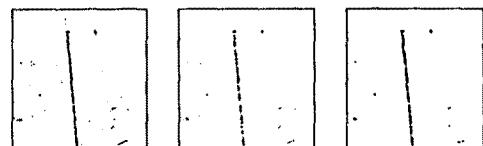
가: compass 나. $\alpha = 1.5$ 다. $\alpha = 3.0$ 라. $\alpha = 5.0$
(b) 시편영상4

그림 2.2 여러 가지 α 에 대한 이치화 결과

그림 2.2는 $a_percent$ 가 다른 두 흑영상을 대해 여러가지 α 에 대한 이치화 결과를 나타낸다. 그 결과를 살펴보면 영상 (a)과 (b)가에 대한 이치화 결과는 각각 $\alpha=1.5, 5.0$ 일때 효과적으로 나타났다. 그 이유는 앞에서 설명한 바와 같이 $a_percent$ 의 값이 큰 (a)가 영상은 작은 α 가 적절하고 $a_percent$ 의 값이 작은 (b)가 영상은 큰 수치의 α 가 적절하기 때문이다. 본 논문에서 제안된 적용임계화에 의한 이치화 알고리듬은 영상분포에 의하여 적용적으로 이치화 함을 알 수 있다.

2.3 잡음 제거

흉의 검출과 잡음 제거는 상충되는 특성이 있어서 잡음 제거와 함께 흉의 형태가 파손될 우려가 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 냉면 표면 영상의 모든 잡음을 대하여 라벨링을 수행하고 각각의 잡음을 대한 크기를 구하여 적절한 크기(15화소 크기의 잡음)에 대한 임계화 기법을 적용함으로써 잡음을 제거하였다. 여기서 선정된 15화소의 크기는 실험 영상group에서 나타나는 흉의 종류중 작은 모양을 가진 dent, dull 등의 크기보다 적당히 작은 값을 구한 것이다. 그림 2.3은 median연산보다 라벨링을 이용하여 잡음제거를 수행할 때 효과적인 결과를 보여주었다.



(a)이치화영상 (b)median 연산결과 (c)라벨링 연산결과
그림 2.3 라벨링을 이용한 잡음제거의 효과

2.4 끊어진 흑의 연결 (minmax, thinning)

끊어진 흑을 연결하기 위해서 local min/max 연산과 세선화(thinning)와 같은 두 가지 중요한 연산이 사용되었다.

가. local min/max 연산

local min연산과 local max연산은 계조치 영상에 대한 침식 및 확산 효과를 나타내는 연산으로서 기존의 모폴로지 연산(morphological operation)[5]인 일반화된 침식 연산 및 확산 연산의 단순화된 한 형태로 볼 수 있다. 영상내의 어떤 화소에 local min 연산을 적용하는 것은 그 화소의 주변 3×3 영역내의 화소값들중 최소값을 그 화소의 새로운 값으로 취하는 것으로서, 이를 영상에 한번 적용하면 영상내의 물체를 1 화소만큼 수축시키는 효과를 나타낸다. local max 연산은 그 반대이다.

나. 세선화(thinning)

세선화란 두꺼운 물체의 외곽선을 차례로 소거하여 폭이 1인 가는 선(골격선)으로 만드는 처리이다. 일단 완전한 형태의 골격선이 형성되고나면 세선화를 계속하여도 더 이상의 화소 제거는 일어나지 않게 된다.

다. 끊어진 흑의 연결

전처리 과정중에 끊어진 형태의 흑을 이어주기 위해 위에서 설명한 local min/max 연산과 세선화 처리를 이용하게 되는데 본 단계의 처리는 식 2.4와 같이 먼저 확산 연산을 n 회 적용하고, 그후 침식 연산을 $n-1$ 회 적용하며, 그후 세선화를 1회 실시하는 것으로서 다음의 식으로 표현된다. 이때 침식 연산을 n 회 적용하는 대신 $n-1$ 회 적용하고 세선화를 1회 적용하는 이유는 흑이 다시 끊어지는 현상을 방지하기 위함이다.

$$L(x, y) = \text{thin}^1(\min_R^{n-1}(\max_R^n(T(x, y)))) \quad (2.4)$$

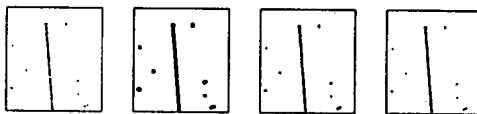
여기서, $T(x, y)$: 임계화이후 잡음제거된 영상

$L(x, y)$: 끊어진 흠이 연결된 영상

$\max_R^n(\cdot)$, $\min_R^n(\cdot)$: min, max 각각 n번식 반복수행

thin : Chen & Hsu 알고리듬[6]

그림 24는 실험 영상2에 대한 실험 예를 나타내었다.

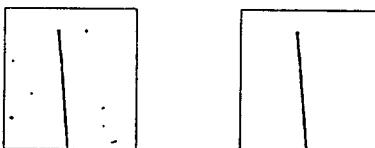


(a) $T(x, y)$ (b) \max_R^5 (c) \min_R^4 (d) thin^1

그림 24 끊어진 흠의 연결 연산

25 흠 추출

본 논문에서는 지금까지의 전처리 결과 영상에 대하여 대표적으로 가장 큰 흠 하나만을 추출하였다. 그리고 이를 가지고 전처리 다음 단계인 흠 분류 과정 연산을 수행하였다. 흠 추출 연산은 라벨링을 통하여 각각의 흠에 대한 면적을 구하고 그 중에서 가장 큰 흠을 선택하였다. 그림 25는 실험 영상2에 대한 흠 추출 결과를 나타내었다.



(a) 끊어진 흠의 연결결과 (b) 가장 큰 흠의 추출결과

그림 25 흠 추출 연산 결과

제 3 장 실험 및 결과

냉연 표면을 촬영한 실험 영상은 본 논문에서 제안한 전처리 알고리듬을 통하여 흠이 추출된다. 본 전처리 알고리듬의 효과를 확인하기 위해 추출된 흠의 학습 및 분류과정을 통해 그 결과를 알아보아야 한다. 이를 위해 먼저 흠의 특징량을 구하였으며, 특징량으로는 기하학적 특징량, 모멘트 특징량, 동시발생형별 특징량 등 7개의 특징량을 사용하였다. 다음으로 흠 패턴의 특징량에 대한 분류 및 인식 결과를 알아보았다. 이를 위한 분류기로는 역전파 신경회로망을 사용하였다. 표 3.1은 흠 영상에 대한 분류결과이다. 그 결과를 살펴보면 20개의 실험 영상에 대해 10%의 error rate를 나타내었다. 여기서 error 결과를 나타낸 영상은 원래 실험영상에 있던 흠의 형태가 모양이 비슷한 두 가지 흠 종류에 모두 가깝았다. 때문에 전처리 알고리듬을 통해 실험영상에 있는 본래의 흠의 영상을 정확히 추출하더라도 그 특징량을 가지고 분류, 인식할 때 모양이 비슷한 또 하나의 다른 종류의 흠으로 분류하게 되었다.

표 3.1 실험 표면 흠 영상에 대한 신경 회로망 분류 결과

학습용 입력 데이터	목표 패턴	목표 패턴	분류 결과	성공/실패
시편영상 1	scale	scale	○	
시편영상 2	scratch	scratch	○	
시편영상 3	dull	dull	○	
시편영상 4	dull	dull	○	
시편영상 5	scratch	scratch	○	
시편영상 6	dull	dull	○	
시편영상 7	dull	dull	○	
시편영상 8	scratch	scratch	○	
시편영상 9	dull	dull	○	
시편영상 10	dull	dull	○	
시편영상 11	scale	scale	○	
시편영상 12	dull	dull	○	
시편영상 13	scratch	scale	×	
시편영상 14	scratch	scratch	○	
시편영상 15	dent	dull	×	
시편영상 16	dull	dull	○	
시편영상 17	scratch	scratch	○	
시편영상 18	slip	slip	○	
시편영상 19	dull	dull	○	
시편영상 20	dent	dent	○	

제 4 장 결론

본 논문에서는 냉연 표면 영상의 흠 검출을 위한 효율적인 전처리 알고리듬을 제안하였다. 그 중에 중요한 내용으로는 효과적인 이치화 영상을 구하기 위한 기법으로 적용적 임계화의 끊어진 흠을 이어주는 합병과정을 제안하였다. 그리고 제안된 알고리듬의 효과를 확인하기 위해 전처리 결과에 대해 특징량을 추출하였으며 이에 대해 신경회로망을 이용하여 흠을 분류, 인식하는 실험을 하였다. 실험 결과는 제안된 전처리 알고리듬이 냉연 표면 흠 영상에 대해 효과적임을 나타내었다. 향후 연구과제로는 보다 효과적인 전처리 기법의 추가 연구가 필요하며, 스테레오 영상을 이용한 깊이정보를 이용한 영상 이해 그리고 실시간 표면 흠 검사를 위하여 본 연구에서 제안된 알고리듬의 H/W 제작이 요구되어진다.

참고 문헌

- [1] P.W.Tse, P.S.Wu, "Advanced Machine Vision System for Garment Inspection", ICARCV'94, November, pp. 899-901, 1994.
- [2] P.Alapurhanen and T.Westman, "Automatic Visual Inspection of wood Surfaces", IEEE 11th Int. Conf. on Pattern Recog., pp. 371-374, 1994.
- [3] Morton Nadler and Eric P. Smith, Pattern Recognition Engineering, Wiley Interscience, 1991.
- [4] 김태균, 최혁진, 화상처리기초, 정의사, 1990.
- [5] 박중조, 퍼지논리 개념에 의한 영상 전처리 알고리듬의 개발, 고려대학교 박사학위 논문, 1995.
- [6] Y.S.Chen and W.H. Hsu, "A modified fast parallel algorithm digital patterns", Pattern Recognition Letters, vol. 7, No. 2, pp. 99-106, 1988.