

Sulfur Print를 이용한 슬라브 내부 크랙 및 중심편석 자동 인식 시스템

Automatic Recognition System of Slab Inner Crack Center Segregation using Sulfur Print

김성용, 임명란, 안인석*
(Sung-Yong Kim, Mung-Ran Lim, and Ihn-Seok Ahn)

Abstract: This thesis puts forward a suggestion of measuring inner crack and center segregation in steel processing by using scanner and image processing with sulfur printer. To sum up, there are three points in this system. First, it scans sulfur printer and process the image by using histogram, image processing, and the mask. Second, it measures crack and center segregation by the fictitious image and output the length, thickness, exponent and grade on the monitor. And finally, it gathers the measurement result image and data at the server and this information is used as data for the next casting.

Keywords: sulfur print, inner crack, center segregation

I. 서론

철강공정[1] 중 연주공정에서 생산되는 슬라브는 내부 크랙과 중심편석의 분포도가 높아지면 뒷 공정인 압연공정에서 연속적인 힘을 가할 때 슬라브의 내부 균열 및 제품 불량량이 발생할 수 있으며, 만들어진 제품은 하급품질을 가지게 되어 가격 및 품질 등에 경쟁력을 상실하게 된다. 슬라브 내부에 발생한 크랙과 중심편석의 분포도가 높은 슬라브에서 하급품질의 제품이 생산되는 결과를 가지며, 이를 자동으로 측정하여 정확하고 일관성 있는 자동인식 시스템 기술이[2-4] 요구되고 있다.

지금까지 슬라브의 내부 크랙과 중심편석의 등급을 판정했던 방법은 영상처리 기법[5-8] 사용하지 않고 셀파 프린트를 현장 작업자가 수작업으로 일일이 길이를 재고, 작업자의 주관에 바탕으로 두께를 판단하여 등급을 판정하였으며, 이 방법은 작업자의 컨디션에 의해 불규칙적으로 등급이 판정되는 문제점이 발생 하였다. 또한 내부 크랙의 두께를 측정하는 과정에서는 일정한 판정 기준이 없기에 작업자에 따라 각기 다른 판정 결과를 가지게 되었으며, 판정의 오류를 범하여도 그 판정의 근거가 없다는 문제점이 발생 하였다.

본 논문에서는 이를 해결하기 위하여 셀파 프린트를 스캐너와 영상처리 기법을 이용하여 슬라브의 내부 크랙과 중심편석의 등급을 일관성 있고 신뢰할 수 있는 자동 판정 시스템을 제안하고 구축하였다. 이 시스템은 셀파 프린트의 영상을 스캔 한 후 여러 단계의 영상처리와 판정 알고리즘을 통하여 슬라브의 내부 크랙과 중심편석의 등급을 자동으로 판정할 수 있게 구현하였다.

II. 슬라브의 시편 및 셀파 프린트

슬라브의 내부 크랙과 중심편석의 등급을 판정하기 위해서는 표본이미지를 만들어야 하는데, 표본이미지 추출단계는 세 단계로 구분할 수 있다. 그 첫 번째 단계로 반제품 상태로 생산된 슬라브의 입의 위치에서 폭 5cm 정도의 시편을 추출한다. 두 번째 단계로 추출한 시편 표면을 수평으로 굴곡 없이 가공한다. 세 번째 단계는 가공한 시편의 표면을 약품처리 한 후 인화지를 이용해 찍어내면 시편에 발생한 내부 크랙 및 중심편석의 정보를 확인할 수 있는 표본이미지를 셀파 프린트(sulfur print)라 한다. 그림 1은 셀파 프린트의 채취 단계를 그림으로 나타내고 있다.

셀파 프린트는 슬라브에서 내부 크랙이나 중심편석을 측정하는데 사용되는 사진으로 그림 2와 같이 상부영역, 중심영역, 하부영역의 3단계로 나눌 수 있다. 그림 2와 같이 상

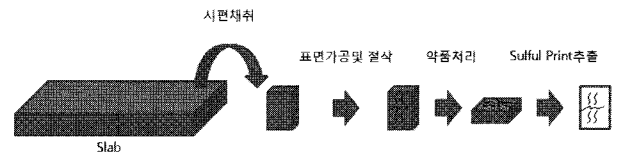


그림 1. 셀파 프린트 생성 과정.
Fig. 1. Sulfur print creation process.

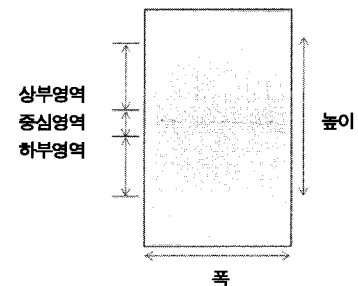


그림 2. 셀파 프린트.
Fig. 2. Sulfur print.

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수: 2009. 5. 15., 채택확정: 2009. 6. 15.
김성용, 임명란: 위덕대학교 컴퓨터공학과
(sykim@uu.ac.kr/mrlim@uu.ac.kr)
안인석: 위덕대학교 에너지전기공학부(isahn@uu.ac.kr)

하부에는 내부 크랙이 나타나고, 슬라브 내부의 불순물은 슬라브가 냉각될 때 점점 중앙으로 모이게 되며, 이 불순물이 쌓인 것이 중심편석으로 중심영역에 나타나게 된다.

III. 크랙 및 중심편석 자동판정시스템

내부 크랙과 중심편석 자동 판정 시스템의 전체 알고리즘 흐름도는 그림 3과 같다. 이 시스템은 스캐너를 통해 이미지를 적재하고 판정결과 출력 및 전송까지의 7단계로 구성되어 있다. 1단계는 디바이스 드라이버를 컨트롤 할 수 있는 CTwain[13] 클래스를 이용하여 200dpi로 스캐너를 동작시켜 스캔을 하게 되면 셀과 프린트는 1706 * 2800pixel의 크기의 이미지로 추출이 되고, 2단계는 히스토그램을 이용해 그레이 영상을 2진화 임계치를 구하는 것이 목적이기 때문에 HighPercent와 LowPercent를 합쳐서 100%로 둔다. HighPercent가 80%이면 LowPercent (100%-HighPercent)로서 20%가 된다. 아래위로 보게 되면 동일한 퍼센트이므로 LowPercent는 밝은 이미지의 경우일 때 예외처리로 상수를 주게 되고, 2진화를 구하는 수치는 HighPercent로만 사용한다.

3단계는 마스크 기법을 적용시켜 노이즈 제거를 한다. 4단계에서는 크랙 자동인식 알고리즘을 이용하여 크랙을 인식하고, 5단계에서는 인접한 크랙끼리의 연결과, 크랙의 조건에 부합하면 제거를 한다. 6단계에서는 측정된 크랙의 길이, 두께, 등급, 지수를 계산하며, 마지막 7단계에서는 결과치와 결과 이미지를 화면에 출력하고 서버로 전송하는 역할을 한다. 여기서 CS (Center Segregation)는 중심편석을 뜻한다.

1. 마스크 기법 알고리즘

히스토그램의 개선된 명암대비 스트레칭을 적용 시킨 후 2진화 된 이미지에서는 아직도 많은 검은 점들이 있다. 이것을 다시 노이즈 제거를 위해 본 논문에는 그림 4에 나타난 것처럼 3가지 형태의 마스크를 사용하였다.

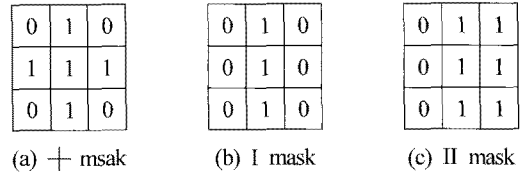


그림 4. 사용되는 마스크.

Fig. 4. Used mask.

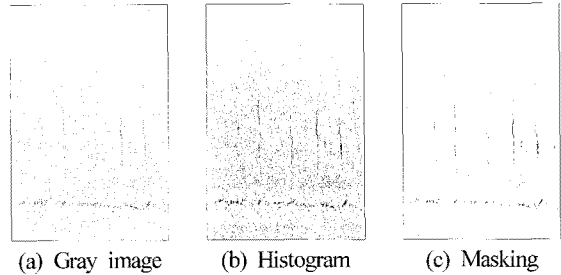


그림 5. 셀과 프린트 마스크 단계.

Fig. 5. Masking step of sulfur print.

도움말(M)	파일(F)	편집(E)	서식(O)	보기(V)
1	1122	1297		
2	1122	1298		
3	1124	1158		
4	1126	335		
5	1128	872		
6	1129	872		
7	1132	648		
8	1132	1316		
9	1133	1315		
10	1133	1316		
11	1135	1360		
12	1137	740		
13	1137	1298		
14	1138	333		
15	1138	334		
16	1138	861		
17	1138	1151		
18	1138	1298		
19	1139	333		
20	1139	334		
21	1139	868		
22	1140	526		
23	1140	527		

그림 6. 저장된 파일.

Fig. 6. Stored file.

그림 4의 마스크 중 한 가지를 사용하여 마스크 기법 계산을 통해 이미지의 픽셀에 대응시키면 계산 결과가 나오게 되는데 조건을 걸어 위의 조건에 해당될 경우 가운데 값이 0으로 되고 그 외에는 255가 되는 알고리즘을 이용하여 필터를 적용시켰다. 이 마스크 기법을 통과함으로써 다시 노이즈가 제거되고, 남은 0값은 예상 크랙이 되는 픽셀이다. 그림 5는 그레이 이미지와 히스토그램을 적용 시킨 이미지, 마스크 기법을 통과한 후 이미지를 보여주며, 마스크 기법 적용 후 남은 픽셀의 좌표는 그림 6과 같은 형태로 파일에 저장한다.

2. 크랙 판정

크랙 판정은 예상크랙으로 기록한 파일을 열어서 그 위치부터 8방향으로 인접된 픽셀 값이 0인 것들을 순서대로 찾아가서 하나의 크랙으로 만든다. 다음 순서들은 픽셀의 값을 따라 하나의 크랙을 찾아가는 크랙 자동인식 알고리

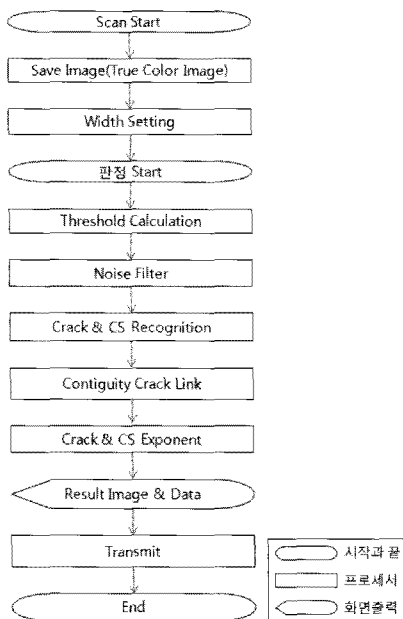


그림 3. 알고리즘 흐름도.

Fig. 3. Flowchart of algorithm.

증을 나타낸다.

첫째, 파일을 열어 x, y값을 읽어왔을 때 8방향의 좌표 값을 얻는다. 둘째, 이미지는 히스토그램만 적용시킨 후의 이미지를 가지고 한다. 셋째, 왼쪽 위부터 차례로 오른쪽 아래까지 8방향으로 돌면서 픽셀 값이 255인 위치를 찾는다. 넷째, 좌표순서대로 255인 값 찾게되면 그 좌표 값을 모두 스택에 넣고 픽셀 값은 100으로 바꾸어 넣은 다음(중복 체크 방지), x값은 StackX[top] y값은 StackY[top]에 넣는다(좌표 이동). 이때 StackX1[], StackY1[]에 백업을 해 둔다. StackX[], StackY[]은 재귀호출 용도를 위해 저장과 호출을 할 것이고, StackX1[], StackY1[]은 크랙이 확정될 때 그 크랙들의 좌표 값을 불러내기 위해 스택을 하나 더 만들어 저장해 놓는다. 그림 7에서 픽셀 값이 100인 좌표 값을 스택에 넣고 그 값을 100으로 바꾸는 과정을 보여준다.

다섯째, StackX[top], StackY[top]에서 마지막 저장된 좌표의 위치에서 다시 8방향으로 255값을 찾는다. 그림 7에서 8방향으로 255값을 다 찾고 스택에 넣은 후 StackX[top], StackY[top]의 위치가 다시 x, y로 돼서 그 위치에서 다시 8방향으로 읽는다.

여섯째, 주변 8방향으로 255값이 더 이상 없다면 다섯째 과정으로 돌아가 StackX[top], StackY[top]값을 하나씩 뺀 좌표로 8방향을 다시 검색하여 지나쳤던 부분들을 다시 검색하며 스택이 빌 때 까지 반복을 하게 된다. 스택이 비게 되면 하나의 크랙을 찾게 된다.

예상 좌표를 가지고 앞의 단계를 거쳐서 모든 크랙을 찾아 간다. 하지만 영상 처리 기법은 픽셀 단위로 계산을 한다. 반면, 사람의 눈은 픽셀 단위로 구분 하는 것이 아니라, 형태를 보고 판단을 하므로 그림 8과 같은 상황들이 생길 수가 있다.

그림 8(a)의 경우는 점선처럼 크랙이 나타난 경우이다.

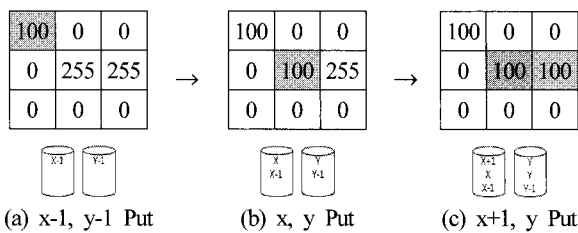


그림 7. 연결된 픽셀을 찾아가는 알고리즘.

Fig. 7. Searching algorithm of connected pixel.

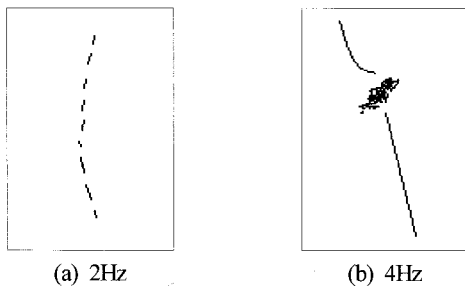


그림 8. 연결 되지 않은 예외 상황.

Fig. 8. Unconnected exception.

표 1. 내부 크랙 등급 기준.

Table 1. Inner crack class standard.

판정등급	내부 크랙 지수범위
1등급	0 < 지수 ≤ 0.15
2등급	0.15 < 지수 ≤ 0.3
3등급	0.3 < 지수 ≤ 0.6
4등급	0.6 < 지수 ≤ 1.2
5등급	1.2 < 지수

이런 증상에서 컴퓨터는 이어지지 않았기 때문에 크랙이 아니라고 판단을 하고, 사람이 볼 때는 전체적인 모습을 보기 때문에 크랙으로 판단을 하게 된다.

그리고 그림 8(b)의 경우 약간은 떨어져 있는 크랙인데 아래 선과 위선은 크랙이지만 중간에는 크랙이 아닌 점으로 인식을 하여 2개의 크랙으로 나뉜 경우이다. 이런 경우들은 대부분 1~2픽셀정도가 떨어져있기 때문에 이런 문제를 해결하기 위해서 y축으로 2픽셀을 더 읽음으로써 해결하였다. 이 SearchCrackCount() 함수에서는 count를 반환하는데, 이 count는 크랙 하나의 총 픽셀 개수이다. 이것이 일정 숫자에 미치지 않을 때는 크랙이 아니라고 판단하며 두 번째 스택에 저장되어있는 크랙의 좌표를 읽어 픽셀 값들을 모두 0으로 바꾸어 버리며, 픽셀 개수가 범위를 넘으면 좌표의 픽셀 값들을 모두 200으로 바꾸어준다. 픽셀 개수가 3000개가 넘을 때도 접힌 자국이나 큰 번짐으로 판단하여 마찬가지로 픽셀 값들을 모두 0으로 바꾸어 준다. 각각의 크랙을 이렇게 구해지게 되며 최종적으로 이미지의 픽셀 값을 200으로 바꾸어서 이미지에 크랙이라 표현을 해 놓는다.

3. 크랙과 중심편석 계산

3.1 크랙

하나의 크랙이 판정된 후 계산되어야 될 값들은 길이, 두께, 지수, 등급이 있다. 크랙의 길이는 x, y의 최저 값들을 점으로 찍은 부분과, x, y의 최대 값들을 점으로 찍은 부분을 연결하여 계산하고, 두께는 식(1)에서 얻어진다.

$$PixelCount / (yMax - yMin) * PL \quad (1)$$

여기서 PL은 1픽셀당 실측 길이이며 0.127mm이다. 두께 공식 중 PixelCount 는 한 크랙의 총 픽셀 개수이고, yMax 와 yMin은 크랙안의 픽셀 중 y축의 가장 큰 값과 가장 작은 값이다. 슬라브의 내부 크랙 등급 기준은 표 1과 같다.

3.2 중심편석

슬라브의 중심영역에서 중심편석을 계산하는 방법은 우선 크랙 자동인식 알고리즘으로 중심영역에서 발견된 편석들 각각의 가로 비율이 세로의 몇 배인지 비교하여 중심편석이 크랙성인지 아닌지를 판단한다. 그리고 중심편석 영역에서 x축으로 201값이 가장 많은 곳을 중심편석의 가장 중앙으로 잡고 그 중앙에서 아래위로 5mm를 x축으로 지나면서 y축에 201값이 있는 행을 카운터로 계산한다. 그 비율로 중심편석 비율과 중심편석의 길이를 계산한다. 그리고 중심편석의 등급은 그 중심편석비율과 크랙 유무에 따라 등급이 달라지며, 이를 표 2와 3에 나타내었다.

표 2. 중심편석의 등급(크랙성이 없는 경우).

Table 2. Class of center segregation(no crack).

판정등급	중심편석비율(%)
0등급	0 ≤ 비율 < 15
1등급	15 ≤ 비율 < 30
2등급	30 ≤ 비율 < 60
3등급	60 ≤ 비율 < 80
4등급	80 ≤ 비율 < 90
5등급	90 ≤ 비율

표 3. 중심편석의 등급(크랙성이 있을 경우).

Table 3. Class of center segregation(crack).

판정등급	중심편석비율(%)
1등급	0 ≤ 비율 < 30
2등급	30 ≤ 비율 < 60
3등급	60 ≤ 비율 < 80
4등급	80 ≤ 비율 < 90
5등급	90 ≤ 비율

IV. 실험 및 결과

1. 실험 1

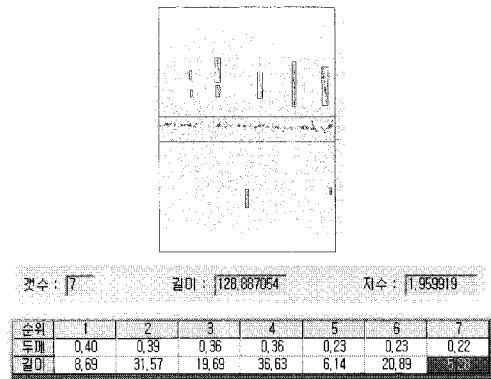
실제 연주공정에서 추출한 셀과 프린트 60장을 가지고 최적의 크랙 인식 알고리즘을 찾기 위해 시뮬레이션을 수행하였다. 본 논문에서는 다양한 실험을 수행한 후 대표적인 크랙이 많이 나온 이미지 2개(이미지1, 이미지2)만을 선정하여, 실험내용과 대표적인 문제점을 기술하고 해결책을 제시하였다. 실험내용인 팔호안의 각 항목들은 '2진화 농도 수치-최저픽셀 수-마스킹' 순으로 표기 하였다.

먼저 실험에 앞서 실험테스트 수치인 2진화 농도수치, 최저픽셀 수, 마스크 중 가장 중요한 2진화의 농도 수치가 변환에 따라 어떠한 문제점이 생기는지 그림 9와 그림 10을 통해 확인 하였다.

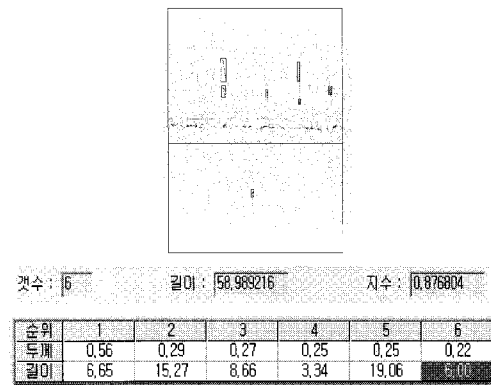
그림 9는 하나의 이미지를 농도수치만 98.0과 99.0으로 세팅 한 뒤 판정 한 결과이다. 여기서 생기는 문제점들은, 첫 번째로 그림 9(a)의 상부 왼쪽 2개의 크랙이 그림 9(b)에서는 잡히지 않았다. 이는 농도수치가 높게 적용되어 나온 이미지에서는 + 마스킹에서 크랙으로 오인식되거나 한 크랙의 총 픽셀 개수가 50개가 되지 않아 인식되지 않은 것이다.

두 번째로 그림 9(a)의 왼쪽 5번째 크랙이 그림 9(b)에서는 크랙 하단 쪽만 일부 인식되고, 그 크랙을 눈으로 보면 중간 중간 연결되어있지 않은 것을 확인할 수 있다. 그 끊김의 하나하나가 크랙인데 끊겨있는 크랙의 픽셀개수가 50개에 만족되지 못하여 크랙이 아니라고 인식된 경우이다. 그리고 세 번째는 그림 9(a)의 오른쪽에서 2번째 크랙은 그림 9(b)에서 중간부분이 크랙으로 인식되지 않았는데, 이는 +마스킹의 취약점으로 얇은 크랙을 인식하지 못한 결과이다.

여러 실험을 통하여 히스토그램에서 2진화 농도수치를 98과 99로 주었을 경우 나타난 결과 값과 다른 이미지로 실험을 수행했을 때 모든 이미지가 그림 9와 같은 형태의



(a) Image1(98.0-50-+)



(b) Image1(99.0-50-+)

그림 9. 농도 98과 99의 실험결과(이미지 1).

Fig. 9. Experiment results of gray level 98 and 99(image 1).

결과를 얻었다. 이는 다음 문제를 발생시킨다. 첫 번째로 2진화 농도수치가 낮으면 크랙주위의 번짐 까지도 크랙으로 인식되기 때문에 크랙이 더욱 굵어지게 된다. 두 번째는 크랙의 최저픽셀이 50개인데 픽셀 수는 50개가 미만이면서 얇고 긴 크랙이 나올 가능성도 있다. 그리고 세 번째는 지금 사용 중인 마스크가 +형 마스크인데 이 마스크를 쓰다 보니 얇고 긴 크랙을 찾지 못하였다. 네 번째는 농도의 수치가 낮으면 크랙을 찾는 이미지의 점들이 많아져서 하나의 크랙을 잘 찾게 된다. 농도의 수치가 높으면 작은 크랙들을 많이 찾게 되고 인근의 크랙들을 이어서 하나의 크랙으로 만들어 지게 되는데 이 부분에서 최저픽셀 개수가 만족 하지 않을 때와 개체물이 존재할 때 문제가 발생된다.

이 문제점들을 해결해 가기 위해 2진화 농도수치와 최저 크랙의 픽셀개수와 마스킹 기법을 15가지 방법으로 실험을 해 보았다. 표 4는 실험에 대한 결과표 이다. 표 4와 앞으로 나올 표에서 표 안에 셀 색상으로 구분을 해 놓았는데, 이것은 2진화의 농도수치와, 최저픽셀 수는 같다는 공통점

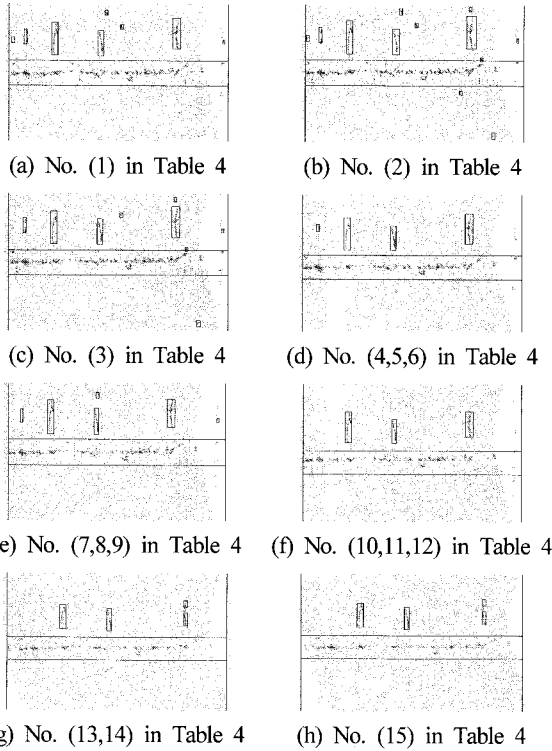


그림 10. 이미지 1의 실험결과.
Fig. 10. Experiment result of image 1.

표 4. 이미지 1 실험 결과.
Table 4. Experiment result of image 1.

번호	방식	상부 개수	상부 길이	상부 지수	하부 개수	하부 길이	하부 지수
1	98-30-I	8	94.28	1.19	2	6.75	0.05
2	98-30-I	10	101.62	1.36	2	7.15	0.07
3	98-30-II	8	92.76	1.19	1	4.34	0.03
4	98-50-I	4	76.03	0.99	0	0	0
5	98-50-I	4	76.03	0.99	0	0	0
6	98-50-II	4	76.03	0.99	0	0	0
7	98.5-30-I	6	83.49	0.95	0	0	0
8	98.5-30-I	6	83.49	0.95	0	0	0
9	98.5-30-II	6	83.49	0.95	0	0	0
10	98.5-50-I	3	67.94	0.74	0	0	0
11	98.5-50-I	3	67.94	0.74	0	0	0
12	98.5-50-II	3	67.94	0.74	0	0	0
13	99-30-I	4	55.01	0.48	0	0	0
14	99-30-I	4	55.01	0.48	0	0	0
15	99-50-I	4	54.01	0.47	0	0	0

이 있기 때문에 색상구분을 해 놓은 것이다. 표 4에서 보면 가장 많이 찾아낸 경우는 (2)인 98-30-I 경우이다. 많이 찾아낸 것은 크랙 길이 뿐만 아니라 크랙이 분리될 수 있기 때문에 길이까지 확인해야한다. 그리고 가장 적게 찾아낸 경우는 (15) 경우이고, 확실한 크랙만 잘 찾아낸 경우는 (4, 5, 6)의 경우이다. 표 4의 상세 크랙정보는 표 5에 정리하였고, 각각의 결과 이미지도 그림 10에서 보여준다.

표 5. 크랙 길이에 대한 이미지1 결과.

Table 5. Results of image 1 about crack length.

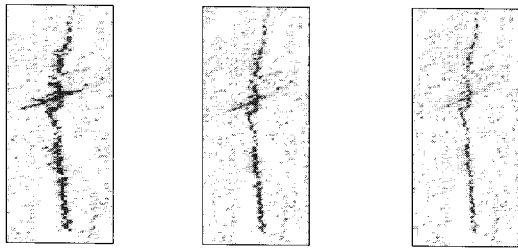
번호	위치	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	상부	26.07	25.2	19.96	11.6	3.58	2.93	2.81	2.13		
	하부	4.34	2.41								
2	상부	26.07	26.03	20.13	11.6	4.28	3.58	2.87	2.81	2.13	2.13
	하부	4.34	2.81								
3	상부	26.07	25.2	19.96	11.6	2.87	2.81	2.13	2.13		
	하부	4.34									
4	상부	26.07	25.2	19.96	4.81						
	하부										
5	상부	26.07	25.2	19.96	4.81						
	하부										
6	상부	26.07	25.2	19.96	4.81						
	하부										
7	상부	26.07	22.07	19.8	9.81	3.61	2.13				
	하부										
8	상부	26.07	22.07	19.8	9.81	3.61	2.13				
	하부										
9	상부	26.07	22.07	19.8	9.81	3.61	2.13				
	하부										
10	상부	26.07	22.07	19.8							
	하부										
11	상부	26.07	22.07	19.8							
	하부										
12	상부	26.07	22.07	19.8							
	하부										
13	상부	20.15	18.91	10.6	5.36						
	하부										
14	상부	20.15	18.91	10.6	5.36						
	하부										
15	상부	20.15	18.91	10.6	5.36						
	하부										

2. 실험 2

실험 2에서는 실험 1의 크랙은 잘 찾아내지만 번짐에 대해서 취약점을 가진 상황을 극복하고자 각각의 크랙사이즈 내에서 히스토그램을 재 적용시켜 두께까지 확실한 크랙을 찾는 방법을 제안하였다. 이는 크랙이 가장 잘 검출되었던 앞 실험의 (2)상황인 (98-30-I)을 이용해 크랙을 우선 찾고 크랙의 위치를 모두 기억하고 있다가 그 크랙 영역 내에서 각각의 히스토그램을 이용하여 HighPercent를 입력하고 새롭게 2진화를 한 후 그 안에서 다시 크랙계산을 한다. 이 알고리즘을 적용시켜 두께가 확연하게 줄어 든 것을 그림 4.3에서 확인할 수가 있다.

Each upgrade histogram을 적용시켜 비교한 결과를 표 6에 나타냈다.

표 6의 (c)의 값들을 보면 서로의 두께가 크게 차이가 나지 않는다. 이것은 육안으로 측정된 것과 아주 근접한 차이의 두께를 가지고 있으며, 이 두께 값과 PI(픽셀 당 실측길이)를 조절하면 육안판정에 근접한 두께 값을 얻을 수 있다. 픽셀 당 길이 수치를 조절해서 구한 결과 아주 두꺼울



(a) Existing result (b) Each Upgrade (c) Each Upgrade
Histo Percent(50) Histo Percent(80)

그림 11. 크랙 하나에 대한 비교 이미지.

Fig. 11. Detail compare image for one crack.

표 6. Each upgrade histogram 비교결과.

Table 6. Compare result of each upgrade histogram.

		왼쪽 크랙	가운데 크랙	오른쪽 크랙
그림11(a)	두께	0.25	0.32	0.40
	길이	26.07	20.13	26.03
그림11(b)	두께	0.22	0.23	0.28
	길이	26.07	18.91	21.90
그림11(c)	두께	0.17	0.19	0.19
	길이	25.96	18.91	21.58

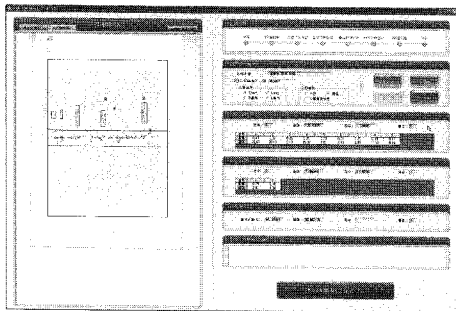


그림 12. 최종 결과.

Fig. 12. Final result.

경우 0.06mm로 적정선으로 나왔고, 평균 크랙의 두께는 0.04 ~ 0.05mm이며, 얇은 크랙의 경우 0.03mm로 만족할 만한 두께수치가 계산 되었다.

또 원 이미지에서 인식한 크랙을 중첩시켜 크랙을 이미지에 표시를 하고 결과 내역 창에는 크랙의 개수, 총길이, 지수, 등급과 크랙 각각의 길이나 두께, 중심편석의 길이, 등급, 지수가 화면에 출력한다. 그림 12에서는 크랙 및 중심편석 자동인식 시스템의 최종 결과 화면을 보여준다. 이 자동인식 결과들을 서버에서 저장과 동시에 웹 브라우저를 통해서 결과 치를 확인할 수가 있다. 그림 13에서는 검색된 결과를 보여준다. 또 크랙이 없는 깨끗한 이미지 5장, 크랙이 많은 이미지 5장, 중심편석이 적은 이미지 5장, 중심편석이 많은 이미지 5장을 선별하여 수작업과 시스템의 최종 정합성 비교를 하였다. 표 7은 수작업과 시스템의 정합성 비교표 이다.

크랙길이 정합성은 육안측정의 한계성으로 ±5mm 이내일 경우 합격으로 인정하였으며, 정합성 결과 중심편석 90%,

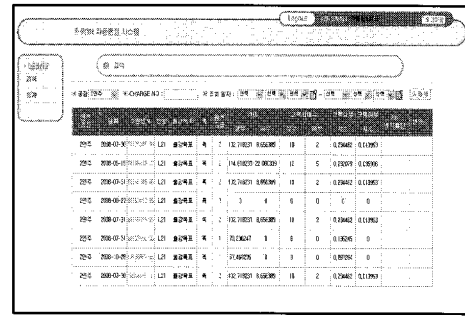


그림 13. 인터넷으로 결과 확인.

Fig. 13. Internet based result confirm.

표 7. 정합 결과.

Table 7. Match results.

샘플	중심편석등급		판정	상부길이		판정	하부길이		판정
	수작업	시스템		수작업	시스템		수작업	시스템	
No 1	0	0	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 2	0	0	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 3	0	0	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 4	1	1	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 5	0	0	○	34.00	36.30	○	0.00	0.00	○
No 6	1	1	○	5.00	5.78	○	0.00	0.00	○
No 7	2	2	○	77.00	79.99	○	0.00	0.00	○
No 8	1	1	○	40.00	39.43	○	0.00	0.00	○
No 9	2	1	△	115.00	117.71	○	0.00	0.00	○
No 10	2	2	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 11	2	2	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 12	1	1	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 13	1	1	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 14	2	2	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 15	2	2	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 16	3	4	△	18.00	20.22	○	0.00	0.00	○
No 17	4	4	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 18	4	4	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 19	3	3	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
No 20	2	2	○	0.00	0.00	○	0.00	0.00	○
정합성			90%			100%			100%

상부크랙 100%, 하부크랙 100%를 종합한 결과 97% 시스템 판정수준의 신뢰성이 있다는 결과를 얻었다.

V. 결론

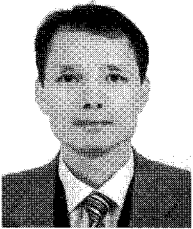
본 논문에서는 철강공정 중 연주공정에서 생산된 슬라브에서 샘플을 추출한 후 만들어진 셀과 프린트의 내부 크랙과 중심편석을 수작업으로 계산하던 작업을 조업 노하우, 영상 처리 기법, 크랙인식 알고리즘 등을 이용해 자동 인식할 수 있는 시스템을 개발하였다. 또 실험을 통해 육안판정과 거의 근접하게 찾으면서 일관성 있는 크랙 및 중심편석 자동 판정 시스템을 개발하였다.

이 시스템을 감독자들의 테스트를 거친 결과 편리하고, 빠르고, 정확하고, 일괄성 있는 결과를 얻었으며, 더 편리하고 더 쉽게, 더 빠르게 이용할 수 있게 되었으며, 추후에 개선될 수 있는 내용들은 다음과 같다.

셀과 프린트의 자동 폭 측정, 크랙 자동인식 알고리즘 개선, 시편에서 직접 크랙과 중심편석 인식 방법, 빌리트와 블룸에도 확장 적용이 필요하다.

참고문헌

- [1] <http://www.posco.co.kr>
- [2] 남승훈, 김용일, 류대현, “영상 처리 기법을 이용한 ICR-1Mo-0.25V 강의 피로균열 성장거동 관찰,” 비파괴검사학회지 제22권 제1호 pp. 14-21, 2002.
- [3] 류대현, 최태완, “크랙 영상처리 알고리즘에 관한 연구,” 진주산업대학교 논문집, vol. 39, 2000.
- [4] 고지훈, “이미지프로세싱을 이용한 포장도로의 균열폭 측정에 관한 연구,” 한양대학교 석사논문, 2000.
- [5] E. R. Dougherty, *An Introduction to Morphological Image Processing*, SPIE-International Society for Optical Engine, Bellingham, 1992.
- [6] M. Bacchar, L. A. Gee, M. A. Abidi, and R. C. Gonzalez, “Segmentation of range images via data fusion and morphological watersheds,” *Pattern Recog.*, vol. 29, no. 10, pp. 1671-1685, 1992.
- [7] J. P. Basart and R. C. Gonzalez, “Binary morphology,” in *Advances in Image Analysis*. Y. Mahdavih and R. C. Gonzalez (eds.). SPIE Press, Bellingham, Wash., pp. 277-305, 1992.
- [8] S. Beucher and F. Meyer, “The morphological approach of segmentation: The watershed transformation.” in *Mathematical Morphology in Image Processing*, E.Dougherty (ed.), Marcel Dekker, New York, 1992.
- [9] 강동중, 하종은, Visual C++을 이용한 디지털 영상처리, 사이텍미디어, 2003.



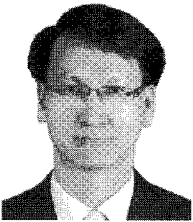
김성용

1988년 경북대 전자공학과 졸업. 1990년 동 대학원 석사. 1994년 동 대학원 박사. 1996년~현재 위덕대학교 컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 공장자동화 관련 영상처리 및 인식.



임명란

2001년 위덕대 컴퓨터공학과 졸업. 2005년 대구가톨릭대학교 대학원 석사. 2005년~현재 위덕대학교 대학원 박사과정 중.



안인석

1987년 연세대 전기공학과 졸업. 1989년 동 대학원 석사. 1997년 동 대학원 박사. 1989년~1999년 (주)삼성전자 선임연구원. 1999년~현재 위덕대학교 에너지전기공학부 교수. 관심분야는 로보틱스 및 자동화.