

# ART2 기반 RBF 네트워크를 이용한 콘크리트 슬래브 표면의 균열 추출 및 인식

김 광 백<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 콘크리트 표면 품질이 좋은 영상뿐만 아니라, 기존의 영상처리 기법에서 다루지 않았던 표면 품질이 좋지 않은 영상에 대해서도 효율적으로 균열을 추출하고, 추출된 균열의 특징인 길이, 방향, 폭을 자동으로 계산한 후, ART2 기반 RBF 네트워크를 적용하여 균열의 방향성(-45°방향, 45°방향, 횡방향, 종방향)을 인식하는 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 콘크리트 균열 추출 및 분석 알고리즘은 Roberts 연산자를 이용하여 균열을 강조하고, 강조된 균열을 Multiple 연산을 이용하여 균열과 배경간의 밝기 차이를 크게 한 후, 개선된 적응 이진화 기법을 이용하여 균열의 후보 영역을 추출한다. 추출된 균열 후보 영역을 형상 분석과 위치 및 방향 분석을 이용하여 3차례에 걸쳐 잡음을 제거하고, 잡음 제거 과정에서 잡음으로 분류된 균열을 복원하여 균열의 특징을 분석한다. 그리고 ART2 기반 RBF 네트워크를 균열의 방향성(-45°방향, 45°방향, 횡방향, 종방향)에 적용하여 인식한다. 제안된 ART2 기반 RBF 네트워크는 입력층과 중간층으로의 학습은 ART2을 적용하고 중간층과 출력층간의 학습은 Delta 학습 방법을 적용한다. 실제 콘크리트 표면 균열 영상을 대상으로 실험한 결과, 제안한 방법이 기존의 방법보다 균열의 검출 성능이 개선되었고 잡음으로 분류된 균열도 효율적으로 복원되었다. 또한 제안된 ART2 기반 RBF 네트워크가 균열의 방향성 인식에 효율적임을 확인할 수 있었다.

## Extraction and Recognition of Concrete Slab Surface Cracks using ART2-based RBF Network

Kim Kwang-Baek<sup>†</sup>

## ABSTRACT

This paper proposes a method that extracts characteristics of cracks such as length, thickness and direction from a concrete slab surface image with image processing techniques. These techniques extract the cracks from the concrete surface image in variable conditions (including bad image conditions) using the ART2-based RBF network to recognize the dominant directions (-45 degree, 45 degree, horizontal and vertical) of the extracted cracks from the automatically calculated specifications like the lengths, directions and widths of the cracks. Our proposed extraction algorithms and analysis of the concrete cracks used a Robert operation to emphasize the cracks, and a Multiple operation to increase the difference in brightness between the cracks and background. After these treatments, the cracks can be extracted from the image by using an iterated binarization technique. Noise reduction techniques are used three separate times on this binarized image, and the specifications of the cracks are extracted form this noiseless image. The dominant directions can be recognized by using the ART2-based RBF network. In this method, the ART2 is used between the input layer and the middle layer to learn, and the Delta learning method is used between the middle layer and the output layer. The experiments using real concrete images showed that the cracks were effectively extracted, and the proposed ART2-based RBF network effectively recognized the directions of the extracted cracks.

**Key words:** ART2-based RBF Networks(ART2 기반 RBF 네트워크), Directions of the Cracks(균열의 방향성), Delta Learning Method(Delta 학습 방법)

### 1. 서 론

콘크리트 슬래브에 발생한 균열은 구조물의 내구성, 사용성, 방수성, 안정성등과 관련된 구조물의 현재 상태를 파악하는데 가장 기본이 되는 인자 중의 하나일 뿐만 아니라 이후 구조물의 상태를 예측할 수 있는 인자 중의 하나이다. 균열로 인하여 발생하게 되는 직, 간접적인 피해를 최소화하기 위해서는 균열의 발생 원인을 정확히 조사하여 구조물의 내구성 및 안정성에 대한 평가를 해야 하며, 필요한 경우에는 보수, 보강 대책을 수립해야 할 필요가 있다[1]. 대부분 균열이 발생하면 점검자의 수작업에 의해 계측되어 점검자의 주관이 개입될 수 있기 때문에 컴퓨터를 통해 객관적으로 계측할 수 있는 기법을 필요로 한다[2,3]. 영상 처리 기법을 이용한 균열 계측 기법은 컴퓨터가 균열을 자동으로 인식하는 검출 기법과, 검출된 균열의 특징들(폭, 길이, 방향)을 계산하는 분석 기법으로 구분할 수 있다. 전자의 경우, 콘크리트 구조물에서 발생하는 균열은 형상이 랜덤하여 수학적 모델링이 불가능할 뿐만 아니라 콘크리트 구조물은 시공을 한 후, 바로 외부 환경에 노출되기 때문에 균열만을 완벽히 검출할 수 있는 기법은 아직 소개되어 있지 않다. 기존의 영상 처리 기법에서는 디지털 카메라로 획득된 콘크리트 표면 균열 영상에 빛이나 외부 환경에 의해 균열 영상이 훼손되어 있거나, 디지털 카메라의 센서 능력의 한계로 미세한 균열에 대한 영상의 상세도가 떨어져 균열을 잡음으로 간주하여 균열이 끊어져 추출되는 문제가 발생한다[3,4]. 또한 콘크리트 표면이 편평한 영상을 대상으로 균열을 검출하므로 콘크리트 표면에 거친 잡음이 많이 내포된 영상에 대해서는 균열을 추출할 수 없는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 기존의 영상 처리 기법에서 발생하는 문제점을 보완하여 균열이 끊어져 추출되는 경우에는 균열을 복원하고, 콘크리트 표면에 거친 잡음이 많이 내포된 영상에 대해서도 효율적으로 균열을 추출하여 균열의 특징(길이, 방향, 폭)을 계산하고, ART2 기반 RBF네트워크를 적용하여 균열의 방향성을 자동으로 처리하는 기법을 제안한다.

### 2. 제안된 균열 검출 방법

균열 검출 및 분석 알고리즘의 개요도는 그림 1과 같다.

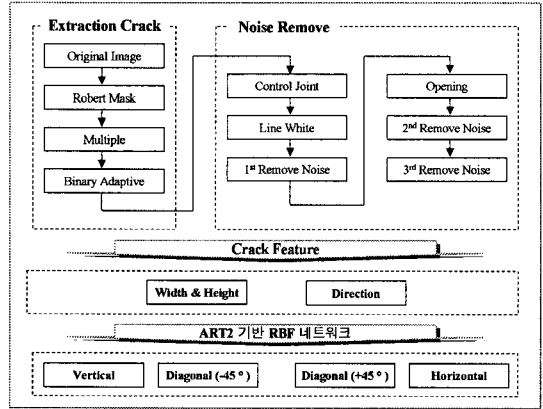


그림 1. 균열 검출 및 분석 알고리즘 개요도

#### 2.1 Robert 연산자를 이용한 균열 강조

본 논문에서는 콘크리트 균열의 검출 성능을 개선하기 위해 미분 연산자를 이용하여 균열을 강조한다. 1차 미분 연산자 중의 하나인 Robert 연산자를 이용하여 윤곽선을 검출하고, 원 영상과 윤곽선이 검출된 영상에 대해서 식(1)을 적용하여 균열을 강조한다. Robert 연산자는 계산 속도가 빠르며, 매우 분명한 윤곽선만 검출하는 특징이 있다[5]. 그림 2는 Robert 마스크이고, 그림 3은 Robert 마스크를 이용하여 균열을 강조한 결과 영상이다.

$$\nabla f \approx |G_x| + |G_y|$$

$$g(x,y) = f(x,y) - \nabla f(x,y) \quad (1)$$

0	0	-1
0	1	0
0	0	0

(Gx 미분 연산자)

-1	0	0
0	1	0
0	0	0

(Gy 미분 연산자)

그림 2. Robert 마스크

※ 교신저자(Corresponding Author): 김광백, 주소: 부산광역시 사상구 패법동 산1-1(617-736), 전화: 051)999-5052, FAX: 051)999-5652, E-mail: gbkim@silla.ac.kr

접수일: 2007년 6월 12일, 완료일: 2007년 7월 16일  
 \* 종신회원, 신라대학교 컴퓨터정보공학부

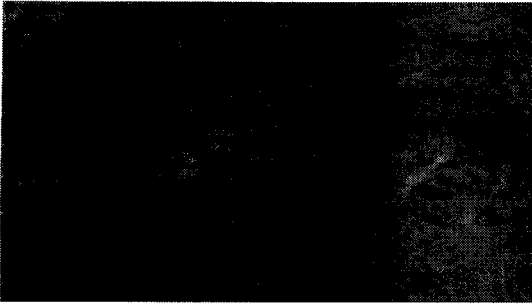


그림 3. Robert 마스크를 이용한 균열 강조

### 2.2 이진화에 의한 균열 후보 영역 검출

이진화 기법을 수행하여 균열과 배경을 분리하는데 있어 최적의 임계치를 결정하는 것이 이진화 성능을 좌우하게 된다. 콘크리트 균열 영상은 명암 값의 분포가 불규칙하여 하나의 임계치만으로 균열과 배경을 분리할 수 없다. 그림 4는 전역적 이진화 기법인 반복 이진화를 수행한 결과 영상이다.

그림 4와 같이 하나의 임계치로 전역 이진화를 수행한 결과, 밝은 영역에서는 균열이 끊어진 채 추출되고 어두운 영역에서는 균열이 잡음과 붙은 채 추출된다. 따라서 본 논문에서는 영상을 소영상으로 분할하여 각 소영상에서 균열과 배경을 분리할 수 있는 최적의 임계치를 결정하여 이진화를 수행한다. 각 소영상에서 최적의 임계치는 다음과 같은 균열의 특징을 이용하여 결정한다.

- ① 어두운 영역에 존재하는 낮은 밝기 값을 가지는 균열
- ② 밝은 영역에 존재하는 높은 밝기 값을 가지는 균열
- ③ 밝은 영역에 존재하는 낮은 밝기 값을 가지는 균열

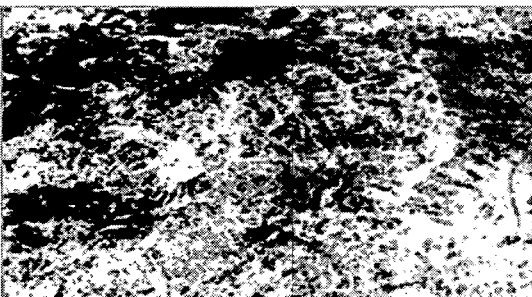


그림 4. 반복 이진화를 수행한 결과 영상

여기서 ①은 외부 물리적인 힘에 의해 표면이 훼손된 경우, 이물질이 나타나는 경우, 거친 표면에 그림자가 존재하여 잡음 영역 안에서 균열이 있는 경우이다. ②는 영상 획득 시 빛이나 카메라 센서 능력의 한계로 미세 균열의 밝기 값이 높게 나타나거나 Salt 잡음이 포함된 경우이고 ③은 잡음이 미세하게 나타나는 경우이다.

### 2.2.1 Multiple 연산을 이용한 영상 개선

콘크리트 균열 영상에 존재하는 균열의 종류 중 ①과 ②의 경우에는 균열과 배경간의 밝기 차이가 크게 나타나지 않아 히스토그램을 이용하여 최적의 임계치를 결정하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 이진화를 수행하기 앞서 Robert 마스크를 이용하여 균열을 강조한 영상에서 픽셀 단위 사칙 연산 중의 하나인 Multiple 연산을 이용하여 균열과 배경간의 밝기 차가 크게 나타나도록 한다. Multiple 연산은 식 (2)와 같이 계산된다.

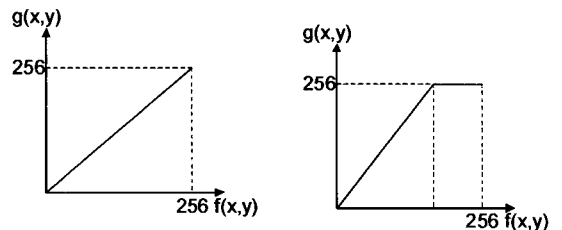
$$g(x,y) = f(x,y) \times C \quad (2)$$

여기서  $f(x,y)$ 는 Robert 연산자를 적용하여 균열이 강조된 영상의 밝기 값이고,  $g(x,y)$ 는 Multiple 연산에 의한 결과 영상의 밝기 값이다.  $C$ 는 상수 계수로 본 논문에서는 실험을 기반으로 1.8로 설정하였다.

그림 5에서 Multiple 연산을 적용하면 낮은 명암 값 일수록 상승폭이 적고 높은 명암 값 일수록 상승폭이 크다는 것을 확인할 수 있다. 그림 6은 Multiple 연산을 수행한 결과 영상으로 그림 3과 비교해 균열과 배경 간의 밝기 차이가 커진 것을 알 수 있다.

### 2.2.2 지역적 이진화를 이용한 균열 검출

Multiple 연산을 적용하여 균열과 배경 및 잡음 영역 간의 명암 차가 커진 영상에 대해서 개선된 적응



(a) Multiple 연산 전 (b) Multiple 연산 후

그림 5. Multiple 연산에 의한 히스토그램 변화

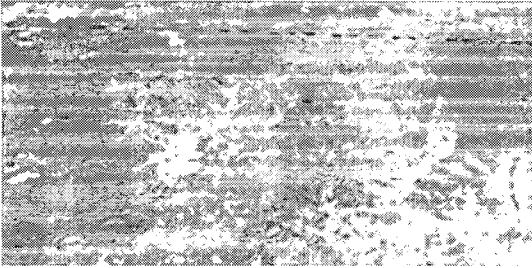


그림 6. Multiple 연산을 수행한 결과 영상

이진화 기법을 적용하여 균열의 후보 영역을 추출한다. 개선된 적응 이진화 알고리즘은 그림 7과 같다.

그림 7에서 X, Y는 영상의 폭과 높이이며,  $f(a, b)$ 는 입력 영상의 픽셀 값,  $c$ 는 소영역 내의 국부 최소점의 개수이다. 실험에 의해 소영역 마스크 크기인

**Step 1.** Make a selection of the total image mean value  $T_1$ .

$$T_1 = \frac{\sum_{a=1}^X \sum_{b=1}^Y f(a, b)}{X \times Y}$$

**Step 2.** Divide  $K \times K$  size of image into  $m \times n$  number of small images  $W_{mn}(i, j)$ .

**Step 3.** Make a selection of mean values  $T_{mn}$  for each small images  $W_{mn}$ , and research histogram  $H$ , and evaluate all valley, minimum point of the section  $V_{mn}(c)$ .

$$T_{mn} = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K W_{mn}(i, j)}{K \times K}$$

$If (H(z+1) > H(z)) then V_{mn}(c) = z$

**Step 4.**  $If T_{mn} > T_1 then T_2 = T_{mn}$   
 $else T_2 = T_{mn} \times C$

**Step 5.** Make a decision final threshold value  $TH_{mn}$  about small images  $W_{mn}$  after select  $V_{mn}(c)$  of minimum point of the section  $V_{mn}(c)$  high light as well as lower then  $T_2$ .

**Step 6.** Repeat step 3-5 until  $m \times n$  number of small images of  $TH_{mn}$  are found.

그림 7. 개선된 적응 이진화 알고리즘

K는 실제 길이의 약 2.5cm에 해당하는 31픽셀로 설정하였고, 상수 계수 C는 0.9로 설정하였다. 단계 4에서 소영역내의 밝기 평균값이 전체 영상 평균 밝기 값보다 큰 경우는 콘크리트 균열 특징 ②와 ③에 해당하는 경우이다. 따라서 최대 임계 영역을 소영역의 평균 밝기 값  $TH_{mn}$ 으로 설정하여 미세한 균열까지 검출할 수 있도록 하고 소영역의 평균 밝기 값이 전체 영상 평균 밝기 값보다 작을 경우에는 콘크리트 균열 특징 ①에 해당하는 경우로 잡음과 균열을 정확히 분리할 수 있는 최적의 임계치를 결정하기 힘들다. 이 경우에는 최대 임계 영역을 소영역 평균 밝기 값의 90%에 해당하는 구간으로 설정하여 잡음 영역이 균열에 연결되어 검출되는 것을 방지한다.

그림 8은 개선된 적응 이진화를 수행한 결과이다. 개선된 적응 이진화는 균열뿐만 아니라 많은 잡음까지 추출된다. 그러나 그림 4와 비교하면 전역적 이진화 기법보다 어두운 영역과 밝은 영역 모두에서 균열이 상세히 나타나는 것을 확인할 수 있다.

## 2.3 잡음제거

### 2.3.1 줄눈(Control Joint)의 잡음 제거

본 논문에서 사용한 콘크리트 균열 영상에는 환경계선 같은 줄눈이 존재한다. 줄눈은 백색으로 균열 검출과 무관하나 콘크리트 표면이 파여 있기 때문에 콘크리트 표면에 이물질이 묻어 있거나 영상 획득시 촬영 각도에 따라 줄눈 부분에 그림자가 있어 균열로 검출될 가능성이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 줄눈에 존재하는 잡음을 제거한다. 본 논문에서는 줄눈에 존재하는 잡음을 제거하기 위해 균열 영상의 히스토그램을 분석한다. 히스토그램을 기반으로 줄눈의 밝기 값 정보를 분석하여 전체 영상에서 줄눈이 존재하는 히스토그램의 구간과 배

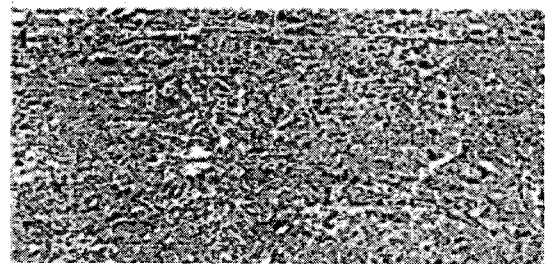


그림 8. 개선된 적응 이진화를 수행한 결과 영상

경 히스토그램 구간을 구분하고 구분된 지점을 임계치  $th$ 로 설정하여 식(3)과 같이 영상을 이진화 한다.

$$h(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{If } (f(x, y) > th) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

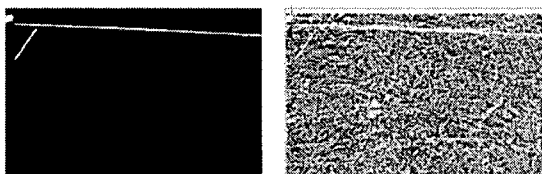
여기서  $f(x, y)$ 는 콘크리트 균열 영상의 밝기 값이고,  $h(x, y)$ 는 줄눈에 대한 이진영상이다. 이진화된  $h(x, y)$  영상을 Glass Labeling 기법[6]을 적용하여 줄눈의 후보 영역  $M(c)$ 를 검출한다. 검출된 후보영역  $M(c)$ 의 대각선 길이  $S(c)$ 를 이용하여 식(4)와 같이 줄눈에 존재하는 잡음을 제거한다. 여기서 후보 영역의 크기  $S(c)$ 는 후보 영역을 외접하는 직사각형의 대각선 길이를 의미한다.

$$M(c) = \begin{cases} 255, & \text{If } (S(c) > Th2) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

식(4)에서  $Th2$ 는 줄눈과 배경을 분리할 수 있는 임계치로 실험을 기반으로 실제 길이의 12cm에 해당하는 픽셀 개수인 150으로 설정하였다. 잡음이 제거된 줄눈 영상은 모폴로지 기법 중에 하나인 백화소팽창 연산을 수행하여 줄눈 영역의 경계 부분이 균열로 검출되지 않도록 한다.

### 2.3.2 잡음 제거

제안된 적응 이진화 기법은 영상을 소영상으로 분할하여 균열의 특징을 이용하여 임계치를 설정한 후, 설정된 임계치를 적용하여 균열과 배경을 분리한다. 그러나 이 과정에서 균열은 효과적으로 추출되지만 많은 잡음이 내포된다. 본 논문에서는 이러한 잡음 영역에 대하여 3차례에 걸쳐 잡음 제거를 수행한다. 잡음 제거 알고리즘의 개요도는 그림 10과 같다. 여기서 1차 잡음 제거와 2차 잡음 제거는 균열과 잡음이 가지는 형상적 특징에 의하여 잡음을 제거하고,



(a) 줄눈을 추출한 영상 (b) 줄눈에 존재하는 잡음을 제거한 영상

그림 9. 줄눈 추출 및 줄눈 잡음 제거 영상

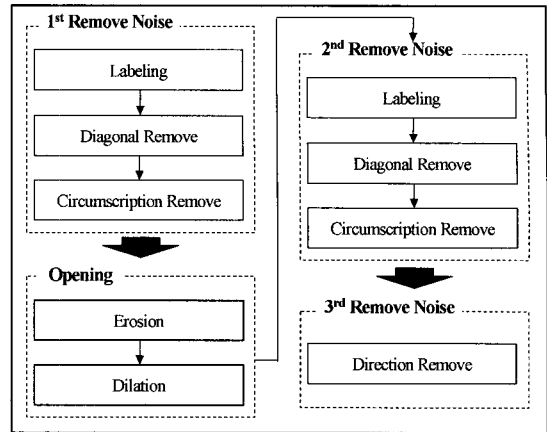


그림 10. 잡음 제거 알고리즘 개요도

3차 잡음 제거는 균열 후보 영역의 위치와 방향 분석에 의하여 잡음을 제거한다. 콘크리트 균열 영상은 영상 획득 시 빛이나 카메라 센서 능력의 한계로 미세한 Salt 잡음이 내포되는 경우가 발생한다. 따라서 1차 잡음제거 후, Salt 잡음에 의하여 미세하게 끊어진 균열을 복원하기 위해 Opening 연산을 수행한다[7]. 여기서 Opening 연산을 수행하여 얻을 수 있는 또 다른 이점은 균열은 Opening 연산을 수행하여도 크기의 변화가 거의 없다. 그러나 잡음은 거친 외곽 부분이 존재하거나 잡음 내 홀이 매워져 크기가 커지는 경우가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 Circumscription Remove 기법을 적용하여 잡음을 제거한다. 그림 10은 잡음을 제거하는 알고리즘의 개요도이다.

#### (1) Diagonal Remove 기법

Diagonal Remove 기법은 형상 분석 기법 중 객체의 대각선 길이를 이용하여 임계치 이하의 객체를 제거하는 기법이다. 본 논문에서는 이진 콘크리트 균열 영상을 Glass Labeling 기법을 적용하여 후보 영역을 검출하여 검출된 각 후보 영역의 대각선 길이가 임계치보다 작으면 잡음으로 간주하여 제거한다. 여기서 임계치는 실험에 의하여 실제 길이의 12cm에 해당하는 150픽셀로 설정하였다.

#### (2) Circumscription Remove 기법

균열의 형상은 폭에 비하여 길이가 긴 특성을 가진다. Circumscription Remove 기법은 Packing density를 이용하여 잡음을 제거한다. Packing

density는 물체의 면적을 물체의 외접원에 해당하는 면적으로 나눈 값이다[8]. 그림 11은 균열과 잡음의 특징이다.

본 논문에서 물체의 외접원 면적은 균열 후보 영역을 외접하는 직사각형의 외접원의 면적을 사용하고 물체의 면적은 균열 후보 영역의 픽셀수로 한다. 이를 수식으로 나타내면 식(5)와 같다.

$$f_{cr} = \frac{A_{ob}}{A_{moc}} \quad (5)$$

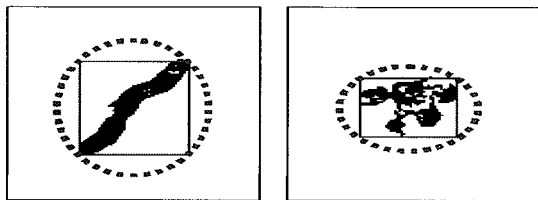
여기서  $A_{ob}$ 는 균열의 면적이고,  $A_{moc}$ 는 균열을 외접하는 직사각형의 외접원에 해당하는 면적이다. 본 논문에서는 균열과 잡음을 구분하는 임계치를 실험에 의해 0.1로 설정하였다.

(3) Direction Remove 기법

본 논문에서는 1차 및 2차 잡음 제거 과정을 통하여 형상적 특징으로 분류된 잡음은 제거되었으나 추출된 균열 후보 영역 중에서 균열과 형상적 특징이 거의 동일한 잡음은 제거되지 않았다. 따라서 본 논문에서는 이러한 잡음을 제거하기 위하여 균열 후보 영역의 가로 및 세로 비율과 끝점의 위치를 이용하여 균열의 방향을 가로 및 세로, 대각선으로 구분하여 판별한다. 판별한 방향의 끝점에 임계 영역을 설정하여 임계 영역 내에 다른 균열 후보 영역이 존재하지 않으면 잡음으로 간주하고 제거한다. 임계 영역은 실제 길이의 8×8cm에 해당하는 100×100 영역으로 설정한다. 잡음 제거 과정을 단계별로 나타낸 결과 영상은 그림 12와 같다.

3. 제안된 균열 분석

본 논문에서는 균열의 특징을 분석하기 위해 균열의 Glass Labeling 기법을 적용하여 균열의 특정 부



(a) 균열 부분 (b) 잡음 부분

그림 11. 균열과 잡음의 특징

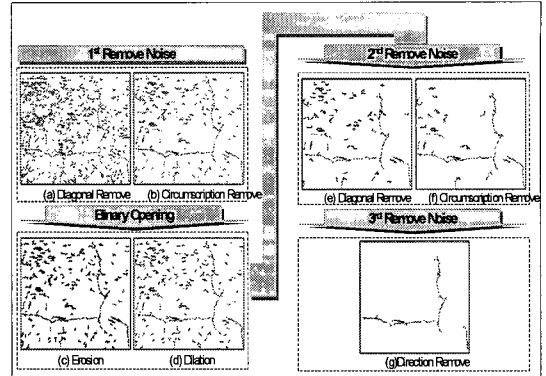


그림 12. 잡음 제거 단계별 결과 영상

분을 선택하고 선택되어진 균열을 대상으로 길이, 방향, 폭을 계산한다. 그리고 균열 이외의 잡음을 제거하는 과정에서 일부 균열이 잡음으로 간주되어 제거된 것을 복원하여 균열 영상의 전체적인 특징인 길이와 방향, 폭을 분석한다.

3.1 균열의 길이

균열의 길이는 Glass Labeling 기법을 적용하여 선택되어진 균열의 시작점을 찾아 화소를 이동하면서 끝점에 해당하는 화소까지 수직, 수평 방향은 1을 대각선 방향은  $\sqrt{2}$ 를 곱한 값들을 모두 더하여 하나의 픽셀이 나타내는 실제 길이를 곱하여 최종적으로 균열의 길이를 계산한다.

3.2 균열의 방향

균열의 방향은 각 균열의 시작점(x, y)과 끝점(x', y')의 좌표를 이용하여 식 (6)과 같이 계산한다.

$$\angle(i) = \frac{180}{x} \times \tan^{-1} \frac{y'(i) - y(i)}{x'(i) - x(i)} \quad (6)$$

균열의 방향을 계산하는 과정은 그림 13과 같다.

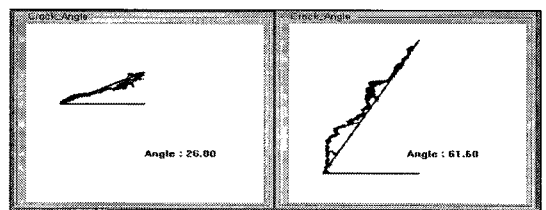


그림 13. 균열의 방향

### 3.3 균열의 폭

추출한 균열의 길이와 방향을 이용하여 균열의 폭을 구한다. 구해진 균열의 방향을 특정 균열 영상의 기울기 값으로 적용하여 균열 영상의 기울기를 보정한다. 기울기 보정은 식(7)과 같이 계산한다.

$$x_2 = \cos(\theta) \times (x_1 - x_0) - \sin(\theta) \times (y_1 - y_0) + x_0$$

$$y_2 = \sin(\theta) \times (x_1 - x_0) + \cos(\theta) \times (y_1 - y_0) + y_0 \quad (7)$$

기울기 보정을 수행한 영상에서 수직방향으로 모든 화소수를 구하여 그 평균을 균열의 폭으로 계산한다. 기울기 보정을 이용하여 균열의 길이와 폭을 구하는 과정은 그림 14와 같다.

### 3.4 균열 복원

균열 영상에 존재하는 잡음을 제거하는 과정에서 일부 균열도 잡음으로 간주되어 제거된다. 따라서 균열의 끝점에서 가장 가까운 균열과의 간격이 실제 간격 5.5cm에 해당하는 70픽셀 안에 포함이 되면 균열의 폭을 계산하고 균열의 끝점에서 가장 가까운 균열의 시작점까지 이동하면서 균열을 복원한다. 복원된 균열의 방향이 한 방향으로 이루어져 있으면 균열의 특징을 계산하는 방법과 동일한 방법으로 특징(길이, 폭)을 계산한다. 균열의 방향이 두 방향이면 가로·세로 방향으로 탐색하면서 시작점과 끝점의 조건에 만족하는 점을 찾아 균열의 특징(길이, 폭)을 계산한다. 그림 15는 복원된 균열의 가로·세로 방향의 시작점을 찾아 끝점의 조건에 만족하는 점까지 탐색하는 과정이다.

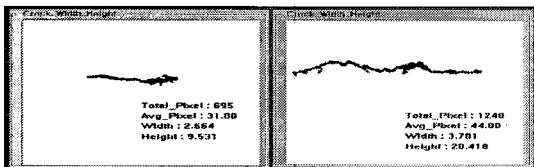


그림 14. 특정 균열의 길이 및 폭 계산

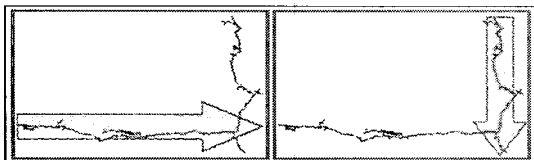


그림 15. 복원된 균열의 가로·세로 탐색 과정

## 4. ART2 기반 RBF 네트워크를 이용한 균열 인식

### 4.1 패턴 인자 추출

검출된 균열 영상 전체를 입력 패턴으로 사용할 경우에 입력층의 노드 수가 증가하여 연산 시간이 많이 소요되고 영상의 크기도 매번 다르기 때문에 학습하는데 많은 어려움이 따른다. 본 논문에서는 균열의 방향성을 인식하기 위해 영상 처리 기법을 이용해 검출한 균열 영상에서 특정 부분의 균열을 검출하여 입력 패턴으로 적용한다. 검출된 균열 영상에서 Glassfire Labeling 기법을 적용하여 같은 라벨을 가진 영역의 첫 번째 화소와 마지막 화소를 이용하여 전체 영상에서 특정 부분의 균열을 자동으로 검출한다. 검출된 특정 부분의 균열은 그 크기가 모두 다르기 때문에 입력 패턴으로 적용하기에는 부적당하다. 따라서 본 논문에서는 검출된 특정 부분의 균열을 입력 패턴으로 적용하기 위해서 검출된 특정 부분의 균열의 크기를 50×50 픽셀로 확대하거나 축소시켜 입력패턴으로 적용한다.

### 4.2 ART2 기반 RBF 네트워크를 이용한 균열 인식

콘크리트 구조물에서 추출된 균열의 특정 부분을 ART2 기반 RBF 네트워크를 이용하여 학습 및 인식한다. 제안된 RBF 네트워크의 학습은 크게 두 단계로 구분된다. 첫 번째 단계는 입력층과 중간층 사이에는 ART2를 적용하여 경쟁 학습이 수행되고, 두 번째 단계는 중간층과 출력층 사이에 일반화된 델타 학습방법을 적용하여 지도 학습으로 수행된다. 콘크리트 균열 인식에 적용된 제안된 ART2 기반 RBF 네트워크는 그림 16과 같다.

## 5. 실험 및 결과 분석

실험 환경은 Intel Pentium-IV 2GHz CPU와 256MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 VC++ 6.0으로 구현하였다. 실험에 적용된 균열 영상은 Sony사의 Cyber-Shot 5.0 디지털 카메라를 사용하여 2560 \* 1920 크기를 가진 영상이다. 실험 영상에서 특정 균열이 발견된 곳의 위치를 선정하여 균열의 길이, 방향, 폭을 계산하고, 전처리 과정으로 인해 균

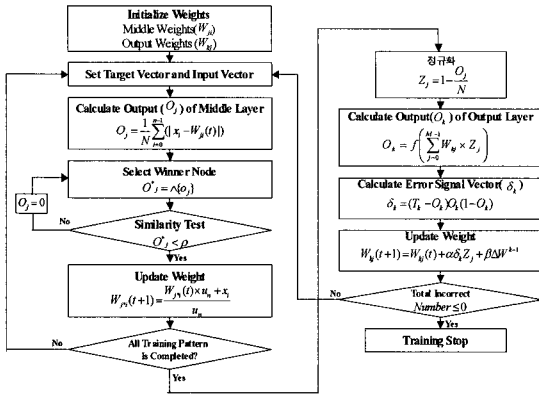


그림 16. ART2 기반 RBF 네트워크

열이 끊어진 부분들이 일정 거리 내에 존재하면 균열을 복원하여 균열의 전체적인 특징을 계산한 후, ART2 기반 RBF 네트워크를 적용하여 특정 부분의 균열의 방향성(-45°방향, 45°방향, 횡방향, 종방향)을 자동으로 인식하였다.

그림 17은 각 영상에서 특정 균열을 추출 한 후, 균열의 특징(길이, 방향, 폭)을 계산한 위치와 균열을 복원하여 복원된 균열의 특징(길이, 방향)을 계산한 위치를 나타내었다.

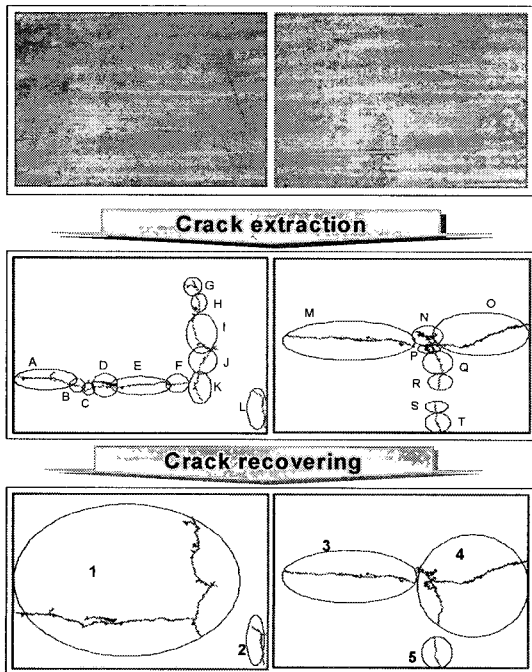


그림 17. 균열 추출 후 특정 균열과 복원된 균열 선택

표 1에서는 2장의 영상에서 추출된 특정 균열의 20곳을 선택하여 각각의 균열들에 대한 길이, 방향, 폭을 계산한 결과이고 표 2는 추출된 특정 부분의 균열에서 끊어진 균열을 복원하여 복원된 균열 5곳의 특징(길이, 폭)을 계산한 결과이다. 표 1과 표 2에서의 길이와 폭은 균열의 화소의 수와 하나의 화소에 대한 실제 거리를 곱한 값이다.

표 1. 각 위치의 균열 특징 계산

	Length(cm)	Width(cm)	Direction(°)
A균열	49.957	0.741	9.70
B균열	14.639	0.688	32.29
C균열	9.531	0.516	26.80
D균열	23.891	1.461	12.89
E균열	61.943	1.031	6.61
F균열	21.306	0.518	8.82
G균열	17.270	1.117	61.14
H균열	10.988	1.117	56.81
I균열	35.581	0.668	70.38
J균열	20.418	0.516	60.60
K균열	20.540	0.688	74.22
L균열	33.459	0.601	70.49
M균열	113.097	0.601	5.931
N균열	20.409	2.409	27.32
O균열	94.164	0.601	11.23
P균열	13.249	1.8906	43.94
Q균열	31.198	0.859	68.17
R균열	11.232	0.344	80.75
S균열	10.428	0.344	81.47
T균열	19.597	0.430	74.74

표 2. 복원된 균열 특징 계산

	Row Length (cm)	Row Width (cm)	Col Length (cm)	Col Width (cm)
1균열	164.484	0.945	114.726	0.859
2균열	33.459	0.601		
3균열	113.097	0.601		
4균열	96.164	0.721	48.67	3.094
5균열	29.563	0.343		



그림 18은 추출된 특정 부분의 균열을 ART2 기반 RBF 네트워크를 적용하여 방향성을 인식한 결과이다.

ART2 기반 RBF 네트워크의 성능을 분석하기 위해 입력 패턴으로는 추출된 20개의 균열 패턴을 적용하였다. 경계 변수는 0.04로 설정하였고 출력층 노드 수는 5개, 학습률은 0.9로 설정하였다. 표 3은 ART2 기반 RBF 네트워크의 학습 및 인식 결과를 나타내었다. 표 3에서 균열 인식에 실패한 경우는 균열을 검출하는 과정에서 균열과 잡음이 인접하여 잡음이 균열에 속하게 되어 그림 19와 같이 비방향성인 경우이다.

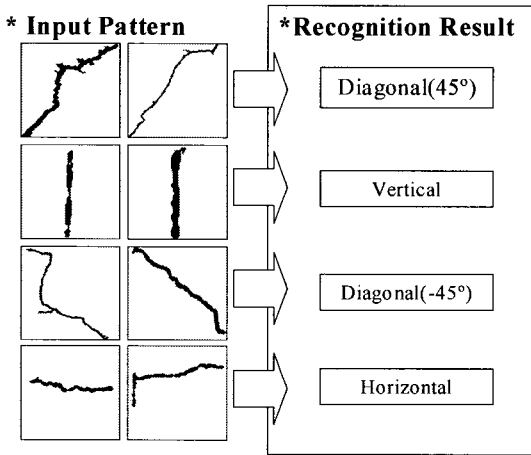


그림 18. 균열 인식 결과

표 3. 특정 균열에 대한 학습 및 인식 결과

	ART2 기반 RBF 네트워크
생성된 중간층의 노드 수	12
Epoch 수	385
인식률	18 / 20



그림 19. 균열 인식 실패 요인

그림 20은 ART2 기반 RBF 네트워크의 Epoch 수에 따른 TSS 변화량을 나타내었다.

본 논문에서 제시한 균열 추출 및 분석 방법은 특정 균열의 특징을 비교적 정확히 계산할 수 있을 뿐만 아니라 잡음 제거 과정에서 잡음으로 간주된 균열을 복원하여 전체적인 특징(길이, 폭)을 계산할 수 있고 ART2 기반 RBF 네트워크를 적용하여 균열의 방향성을 자동으로 인식할 수 있다. 그러나 균열과 인접한 잡음의 경우에는 잡음이 균열에 속하게 되는 경우가 발생하여 균열을 정확히 추출할 수 없었다.

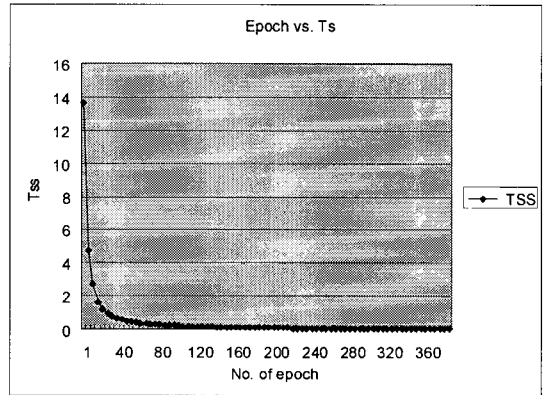


그림 20. ART2 기반 RBF 네트워크의 Epoch 수에 따른 TSS 변화량

## 6. 결 론

본 논문에서는 디지털 카메라로 획득한 콘크리트 슬래브 표면 균열 영상을 자동으로 검출하여 균열의 길이, 폭과 방향을 계산하고 ART2 기반 RBF 네트워크를 적용하여 균열의 방향성을 자동으로 인식하는 기법을 제안하였다. 제안된 방법은 기존의 영상처리 기법에서 균열이 끊어져 추출되는 문제점을 개선하기 위하여 균열을 복원한 후에 특정 부분의 균열과 복원된 균열의 특징(길이, 방향, 폭)을 효율적으로 계산하는 방법을 제시하였다. 또한 콘크리트 표면에 거친 잡음이 많이 내포된 영상에 대해서도 효율적으로 균열을 추출하였다. 콘크리트 균열의 검출 성능을 향상시키기 위해 Robert 연산자를 적용하여 균열을 강조하였고, 균열과 배경간의 밝기 차이가 크게 나지 않는 것을 보정하기 위해 Multiple 연산을 이용하였

다. 그리고 개선된 적응 이진화를 수행하여 어두운 영역의 균열이나 밝은 영역의 균열 모두 효과적으로 추출하였다. 콘크리트 바닥의 줄눈(Control Joint)은 균열과의 특징이 비슷하여 균열로 추출될 가능성이 높기 때문에 균열 영상에서 잡음으로 간주하여 제거하였고 3차례에 걸쳐 잡음 제거 연산을 수행한 후, 균열의 특정 부분을 추출하여 균열의 특징(길이, 방향, 폭)을 계산하고, ART2 기반 RBF 네트워크를 적용하여 균열의 방향성을 인식하였다. 또한 추출된 특정 부분의 균열이 일정 간격 안에 포함이 되면 끊어진 균열을 복원하여 균열의 전체적인 특징을 계산하였다.

본 논문에서 제안한 균열 특징 계산 방법은 특정 영역의 균열 특징과 전체 영역의 균열 특징을 모두 계산할 수 있도록 하였다. 그러나 잡음 제거 과정에서 미세한 균열이 잡음으로 간주되는 경우가 발생하였고, 균열 추출 및 잡음 제거 과정에서 추출된 균열에 잡음이 포함되거나 원래 균열의 크기가 변형되어 실제 크기와의 오차가 있어 정확한 균열의 특징을 계산할 수 없는 경우가 발생하였다. 향후 연구 방향은 미세한 균열까지도 추출할 수 있는 알고리즘에 대해 연구할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] 강준목, 오영철, 엄대용, "수치영상처리에 의한 콘크리트 구조물의 균열 정보 획득," *대한토목학회 논문집* 22권, 5-D호, pp. 1001-1010, 2002.
- [2] 한국콘크리트학회, *최신 콘크리트 공학*, 기문당, 1992.
- [3] 이방연, 박연동, 김진근, "콘크리트 효면 균열 패턴 인식 기법 개발," *한국콘크리트학회 논문집*, 17권, 3호, pp. 369-374, 2005.
- [4] K. B. Kim, K. B. Sim, and S. H. Ahn, "Recognition of Concrete Surface Cracks using The ART1-based RBF Network," *Lecture Notes in Computer Science*, LNCS

3972, Springer, pp. 669-675, 2006.

- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd, Addison Wesley, New York, 1992.
- [6] F. Leymarie and M. D. Levine, "Simulating the Grassfire Transform Using an Active Contour Model," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 1, pp. 56-75, 1992.
- [7] J. P. Basart and R. C. Gonzalez, "Binary Morphology," *In Advances in Image Analysis*. SPIE Press, Bellingham, Wash., pp. 277-305, 1992.
- [8] A. A. Breyse, D. H. Homain, O. Didry, and J. Marchand, "A New Image Analysis Technique for The Quantitative Assessment of Micro-cracks in Cement-Based Materials," *Cement and Concrete Research*, Vol. 30, No. 1, pp. 25-35, 2000.



김 광 백

- 1999년 부산대학교 전자계산학과(이학박사)
- 1996년~1997년 동의공업대학 사 무자동화과 전임강사
- 1997년~현재 신라대학교 컴퓨터 정보공학부 부교수
- 1999년~2000년 Biomedical Fuzzy Systems Association Associate Editors (Japan)
- 2005년~현재 한국멀티미디어학회 이사 및 논문지 편집 위원
- 2005년~현재 한국지능정보시스템 이사 및 논문지 편집 위원
- 관심분야: Fuzzy Neural Networks, Medical Image Processing, Support Vector Machines, Medical Informatics and Biomedical System.