

ART1 기반 RBF 네트워크를 이용한 콘크리트 균열 인식

김경란^{*}·허주용^{*}·김광백^{**}·안상호^{***}
^{*}신라대학교 컴퓨터정보공학부
^{**}신라대학교 컴퓨터공학과
^{***}신라대학교 건축공학과

Recognition of Concrete Surface Cracks using ART1-based RBF Network

Kyung-Ran Kim^{*} · Joo-Yong Her^{*} · Kwang-Baek Kim^{**} · Sang-Ho Ahn^{***}

^{*}Division of internet Application Engineering, Silla University

^{**}Dept. of Computer Engineering, Silla University

^{***}Dept. of Architectural Engineering, Silla University

요 약

본 논문에서는 콘크리트 표면 균열 영상에서 균열을 효율적으로 추출하기 위한 화상처리 기법과 ART1 기반 RBF 네트워크를 제안하여 균열의 방향성을 인식한다. 본 논문에서 사용된 화상처리 기법으로는 균열 영상의 빛을 보정하기 위한 모폴로지 기법인 채움(Closing)연산을 적용하고 Sobel 마스크를 적용하여 균열 영상의 에지를 추출한 후 반복 이진화를 적용하여 균열 영상을 이진화한다. 이진화 된 영상에 두 차례에 걸쳐 잡음제거를 수행하여 콘크리트 표면 균열 영상으로부터 균열을 추출한다. 본 논문에서는 추출된 균열을 ART1 기반 RBF 네트워크에 적용하여 균열의 방향성(횡방향, 종방향, -45°방향, 45°방향)을 자동으로 인식할 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 ART1 기반 RBF 네트워크는 입력층과 중간층으로의 학습은 ART1을 적용하고 중간층과 출력층 간의 학습은 Delta 학습 방법을 적용한다. 실제 콘크리트 균열 영상을 적용하여 실험한 결과, 콘크리트 표면 균열 영상에서 효율적으로 균열을 추출할 수 있었고 제안된 ART1 기반 RBF 네트워크가 추출된 균열의 방향성 인식에 효율적인 것을 확인하였다.

키워드

콘크리트 표면 균열, Cosing, Sobel 마스크, Glassfire Labeling

I. 서 론

콘크리트 구조물에 발생한 균열은 구조물의 내력, 내구성, 방수성 및 미관 등에 악영향을 미치기 때문에 균열은 콘크리트 구조물에 있어 대단히 중요한 문제이다. 그러므로 균열 발생 시 균열의 원인을 정확히 조사하여 구조물의 내구성 및 안전성에 대한 평가를 해야 하며, 필요한 경우에는 보수·보강 대책을 수립하여야 한다. 따라서 콘크리트 구조물에 발생한 원인을 추정할 때 균열의 패턴이나 분포 특성은 그 발생 원인을 판단하는데 중요한 인자이다[1]. 대부분 균열이 발생하면 점검자의 수작업에 의해 계속되어 점검자의 주관이 개입될 수 있기 때문에 컴퓨터를 통해 객관적으로 계속할 수 있는 기법을 필요로 한다[2][3].

따라서 본 논문에서는 디지털 카메라로 획득된 표면 균열 영상에서 자동으로 균열을 검출하고 검출된 균열의 특정 부분을 ART1 기반 RBF네트워크를 이용하여 균열의 특정 부분의 방

향성(횡방향, 종방향, -45°방향, 45°방향)을 자동 인식할 수 있는 방법을 제안한다. 본 논문에서는 모폴로지 기법인 채움(Closing)연산을 수행하여 콘크리트 표면 영상의 빛의 영향을 보정하고, Sobel 마스크를 이용하여 균열의 에지를 검출하고, 반복 이진화 기법을 적용하여 영상을 이진화한다[4]. 그리고 이진화된 영상에서 효율적으로 잡음을 제거하기 위하여 2회에 걸쳐 잡음을 제거한다. 먼저 3×3 마스크를 사용하여 인접화소의 평균을 구하여 미세한 잡음을 제거 후 Glassfire Labeling 알고리즘을 이용하여 가로 및 세로의 일정한 비율을 분석하여 잡음을 제거한다. 잡음이 제거된 균열 이진화 영상에서 균열의 특정부분을 추출한다. 본 논문에서는 추출된 특정부분의 균열을 ART1 기반 RBF 네트워크를 적용하여 균열의 방향성을 자동 인식할 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 ART1 기반 RBF 네트워크는 입력층과 중간층으로의 학습은 ART1알고리즘을 적용하고 중간층과 출력층 간의 학습은 Delta 학습 방법을 적용한다.

II. 영상처리 기법을 이용한 균열 검출

본 논문에서의 영상처리 기법을 이용한 균열 검출 및 균열 인식 알고리즘의 처리 과정은 그림 1과 같다. 먼저 균열 영상에서 빛의 영향을 제거하고 Sobel 마스크로 에지를 추출한 후 반복 이진화를 적용하여 영상을 이진화 한다. 이진화된 영상에서 잡음을 제거한 후에 균열을 추출한다. 추출된 균열의 특정 부분을 ART1 기반 RBF 네트워크를 적용하여 균열의 방향성(횡방향, 종방향, -45°방향, 45°방향)을 자동으로 인식한다.

2.1 빛의 영향 보정

콘크리트 표면 촬영 시 주위에서 발생하는 환경적인 요소로 인하여 빛의 방향과 양에 따라 배경의 밝기가 달라지기 때문에 빛의 보정 없이는 균열 추출에 많은 어려움이 따른다. 따라서 빛의 영향을 효과적으로 보정하기 위하여 모폴로지 기법 중의 하나인 채움(Closing)기법을 사용한다. 그림 2는 채움(Closing) 연산의 과정을 나타낸다.

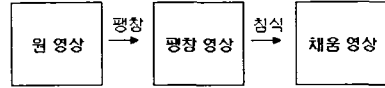


그림 2. 채움(Closing) 연산 과정

2.2 균열 검출

본 논문에서는 콘크리트 표면의 균열과 표면간의 급격한 밝기 차를 이용하여 균열 검출의 성능을 향상시키기 위해 Sobel 마스크를 이용하여 에지를 추출한다. 에지 검출은 미분 연산자에 의한 밝기 값의 변화를 이용하여 찾아내는 것이며 빠른 연산을 위해 그림 3과 같은 두개의 마스크를 이용한다.

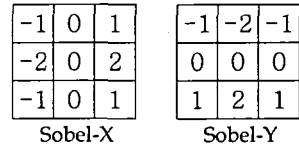


그림 3. Sobel 마스크

2.3 균열 영상의 이진화

반복 이진화는 대략의 임계값을 설정한 뒤, 그림 4의 알고리즘을 적용하여 임계값의 변동이 없을 때까지 반복하여 최종 임계값을 설정한다.

Step 1. 임계값의 처음 추정치 T' 를 선정한다.

Step 2. 추정 임계값 T' 를 이용하여 영상을 2개의 영역 R_1 과 R_2 로 구분한다.

Step 3. 각 영역의 평균 그레이 값 u_1 과 u_2 를 구한다.

$$u_1 = \frac{\sum f(i,j)}{N_1} \quad u_2 = \frac{\sum f(i,j)}{N_2}$$

여기서 N_1 과 N_2 은 각 영역의 화소 개수이다.

Step 4. 새로운 임계값을 다음 식을 이용하여 결정한다.

$$T^{(t+1)} = \frac{u_1 + u_2}{2}$$

Step 5. u_1 과 u_2 가 더 이상 변하지 않을 때까지 단계 2에서 단계 4의 과정을 반복한다.

그림 4. 반복 이진화 알고리즘

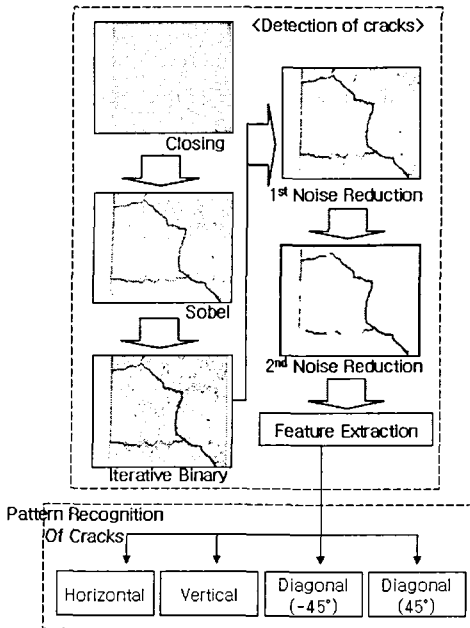


그림 1. 균열 검출 및 인식 알고리즘의 개요도

2.4 잡음제거

균열과 배경 이외의 잡음을 제거하기 위하여 2회에 걸쳐 잡음 제거 연산을 수행한다. 먼저 이진화된 영상에 3×3 마스크를 이용하여 인접화소 9개의 화소 값들 중에 그림 5에서와 같이 1을 가진 화소들이 더 많으면 중심 화소의 값을 1로 설정하고 0을 가진 화소들이 더 많으면 0으로 설정하여 미세한 잡음을 먼저 제거한다.

0	0	0	1	1	1
0	0	1	1	1	1
0	1	0	1	0	0

그림 5. 잡음제거를 위한 마스크

그리고 2차적으로 Glassfire Labeling 기법을 적용하여 잡음을 제거한다. Labeling이란 인접하여 연결되어 있는 모든 화소에 동일한 Label를 붙이고 다른 연결 성분에는 또 다른 Label를 붙이는 방법으로서 여러 종류의 알고리즘[5]이 있으나 본 논문에서는 Glassfire Labeling 알고리즘을 적용한다. Glassfire Labeling은 자기호출을 이용하여 모든 인접요소가 Labeling될 때까지 현재 관심화소의 주변 인접화소를 차례로 검사하면서 Labeling하는 방법이다. 이렇게 Labeling된 영상에서 각각의 라벨영역의 첫 번째 화소와 마지막 화소를 이용하여 각 영역의 면적을 구한다. 본 논문에서는 실험을 통하여 면적의 기준 값을 1.7로 설정하여 가로 및 세로 비율이 1.7이하가 되면 잡음으로 간주하여 제거한다.

III. ART1 기반 RBF 네트워크를 이용한 균열 인식

3.1 패턴 인자 추출

검출된 균열 영상 전체를 입력 패턴으로 사용할 경우에 입력층의 노드 수가 많아져 연산 시간이 길어지고 영상의 크기도 매번 틀리기 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 영상에 Glassfire Labeling기법을 적용하여 같은 Label을 가진 영역의 첫 번째 화소와 마지막 화소를 이용하여 전체 영상에서 특정 부분의 균열을 자동 검출한다. 이렇게 검출된 특정 부분의 균열은 그 크기가 모두 다르기 때문에 입력패턴으로 적용하기에는 부적당하다. 따라서 본 논문에서는 검출된 특정 부분의 균열을 입력 패턴으로 사용하기 위해서 검출된 특정 부분의 균열의 크기를 30×30 픽셀로 확대하거나 축소시켜 입력패턴으로 적용한다.

3.2 ART1 알고리즘

경쟁학습의 약점인 안정성을 보강하여 제안된 자율 학습 알고리즘인 ART1은 첫 번째 패턴이 입력되면 첫 번째 클러스터를 대표 패턴으로 선택하고 다음 입력이 들어오면 첫 번째 대표 클러스터와 비교하여 경계변수보다 크면 첫 번째 클러스터로 분류하고, 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 생성 하게 된다. 학습되지 않은 새로운 패턴이 입력되면 새로운 클러스터를 생성하게 됨으로써, 기존에 학습되었던 패턴들에 영향을 주지 않고 자율적으로 패턴을 분류한다. 패턴들을 입력 순서, 경계변수의 값에 따라 많은 차이가 있다. 경계변수가 크면 입력벡터와 기대벡터 사이에 약간의 차이가 있어도 새로운 카테고리로 분류하게 되며, 반대로 경계변수가 작으면 입력패턴과 기대 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 허용하므로 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다. 그러므로 실제 영상 인식과 같은 분야에 적용할 경우에는 경계변수를 경험적으로 설정하므로 클러스터의 수가 증가 및 감소하며 인식의 성능을 달라진다[6].

3.3 오류 역전파 학습 알고리즘

오류 역전파 학습 알고리즘은 순방향 다층 신경망 학습에 효과적으로 적용할 수 있어 다양한 분야에 활용할 수 있는 지도학습 알고리즘이다. 입력 패턴을 입력하여 출력을 구한 후 출력과 목표치의 차이 즉, 오차를 구한다. 오차값을 역방향으로 전파시키면서 출력층의 연결 강도 및 은닉층의 연결 강도를 변경한다. 이때, 오차값을 오차의 최대 한계치와 비교하여 오차의 최대 한계치보다 작으면 종료한다. 입력층과 은닉층간의 연결강도의 변화량 Δv , 은닉층과 출력층간 연결강도의 변화량 Δw 는 학습률 α 와 오차 신호 δ_x , δ_y 에 의하여 결정되므로 연결 강도의 변화량이 줄어들게 되고 학습시간이 오래 걸린다. 이 학습 알고리즘은 적용되는 입력 패턴에 따라 파라미터 값들을 어떤 값으로 설정하는가에 따라 학습 속도가 결정되어지고, 은닉층의 노드 수의 결정에 따라 지역 최소화(local minima)문제가 발생한다[7]. 오류 역전파 알고리즘에서 은닉층(hidden layer)의 노드 수가 필요 이상으로 많으면 판별 성능에 영향을 거의 미치지 않는 부가적인 노드가 존재하여 학습 시간이 많이 소요되고 은닉층의 노드 수가 적으면 연결 가중치들이 지역 최소화에 위치할 가능성이 높아진다[8]. 그러므로 간단한 선형 분리 문제나 Exclusive OR 문제는 필요한 은닉층의 노드 수를 알기 쉽지만 영상 인식 등과 같은 복잡한 문제의 경우는 적당한 은닉층의 노드 수를 찾아내기가 어렵다. 따라서 이러한 문제점을 개선하기 위하여 RBF 네

트위크가 제안되었다.

3.4 RBF 네트워크

RBF 네트워크는 입력(Input), 중간(Midden), 출력(Output) 3개의 층으로 이루어진 전방향 신경망이다. 층간에 각기 다른 일을 수행하므로 각 층간에 서로 다른 알고리즘을 적용할 수 있으며 최적화를 분리하여 구성할 수 있다[9]. 층간의 구성은 크게 3가지로 나눌 수 있는데 첫째는 중간층의 노드가 학습 데이터로부터 임의적으로 선택되는 방법이다. 둘째는 중간층이 자기 조직화 형식에 따라 결정되고, 출력층에서는 지도 학습을 적용하는 방법이다. 마지막으로 중간층과 출력층 모두 지도 학습으로 학습을 시키는 방법이다. RBF 네트워크의 중간층은 클러스터링하는 층으로써 주어진 자료 집합을 유사한 클러스터들(homogenous cluster)로 분류하는 것이다. 입력 데이터들에 대한 특징 벡터 공간 사이에 한 클러스터 내의 벡터들간에 거리를 측정하여 정해진 반경내에 존재하면 같은 클러스터로 분류하고 그렇지 않으면 다른 클러스터로 분류한다. 그러나 정해진 반경 내에서 클러스터링 하는 것은 잘못된 클러스터를 선택하는 단점을 가지게 된다. 따라서 본 논문에서는 ART1 알고리즘을 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하여 자율적으로 중간층의 노드를 생성하고 중간층과 출력층의 학습에는 델타 학습 알고리즘을 적용하여 콘크리트 표면 균열 인식에 적용한다.

3.5 ART1 기반 RBF 네트워크를 이용한 균열 인식

콘크리트 구조물에서 추출된 균열의 특징 부분을 ART1 기반 RBF 네트워크를 이용하여 학습 및 인식한다. ART1 기반 RBF 네트워크의 입력층과 중간층 사이의 학습 구조는 경쟁 학습으로 ART1 알고리즘을 적용하고, 중간층과 출력층 사이에는 델타 학습 방법을 적용한다. 제안된 RBF 네트워크의 학습은 크게 두 단계로 구분된다. 첫 번째 단계는 입력층과 중간층 사이에는 ART1을 적용하여 경쟁 학습이 수행되고, 두 번째 단계는 중간층과 출력층 사이에 델타 학습 방법을 적용하여 지도 학습으로 수행된다. 콘크리트 균열 인식에 적용된 제안된 ART1 기반 RBF 네트워크는 그림 6과 같다.

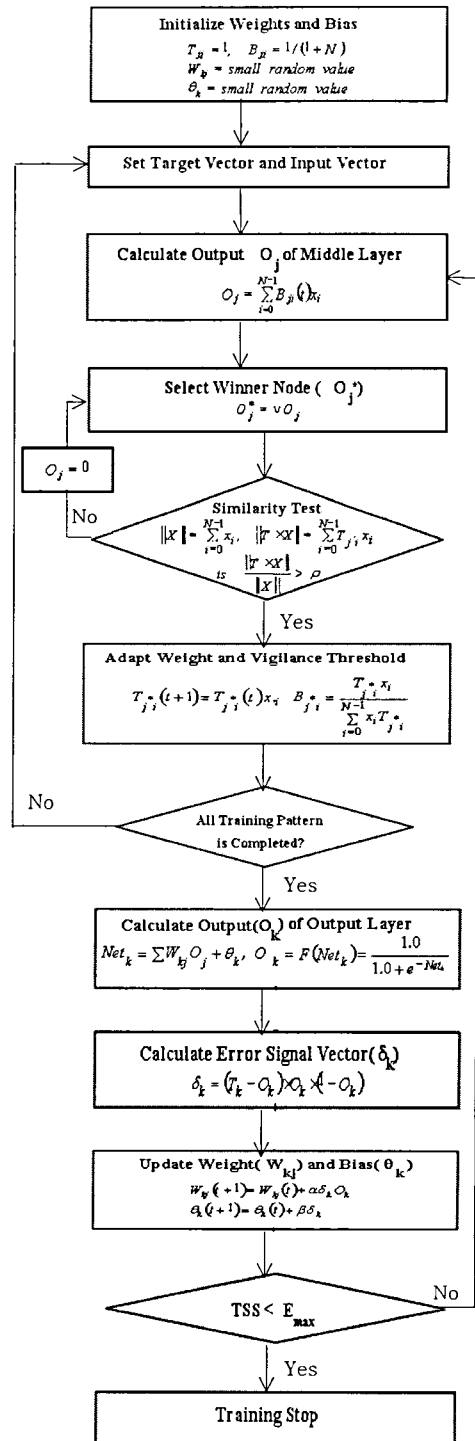


그림 6. ART1 기반 RBF 네트워크

IV. 실험 및 향후 과제

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 카메라로 획득된 영상을 대상으로 성능 평가 실험에 적용하였다. 획득된 콘크리트 균열 영상에서 특정 부분의 균열 부분을 자동 검출하여 제안된 ART1 기반 RBF 네트워크의 입력패턴으로 사용하여 균열의 방향성을 인식하였다. 그림 7은 균열 영상에서 특정 부분의 균열을 추출한 결과이고 그림 8은 추출된 균열에 대해 방향성을 인식한 결과이다.

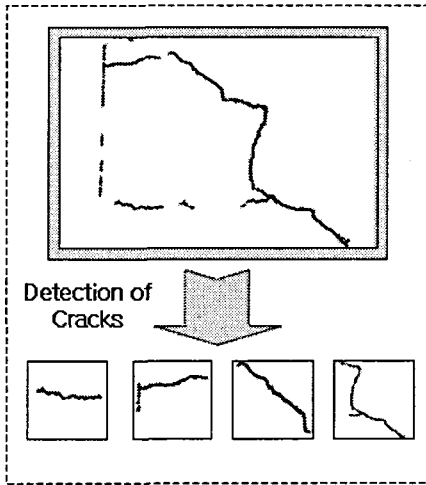


그림 7. 균열 영상에서 특정 균열 추출
Yes No

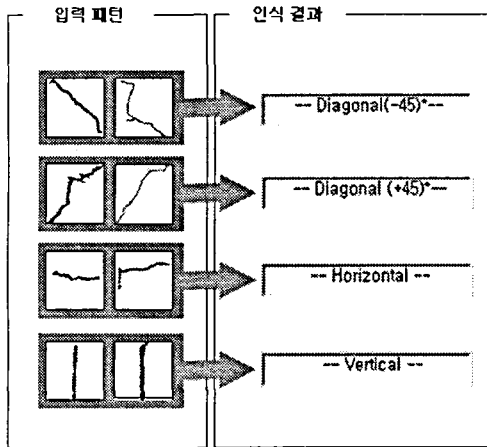


그림 8. 균열 인식 결과

ART1 기반 RBF네트워크의 성능을 분석하기 위해 입력 패턴으로는 추출된 25개의 균열 패턴을 사용하였다. 경계변수는 0.7로 설정하였고 출력층 노드 수는 5개, 학습률은 0.9로 설정하였다. 표 1은 ART1 기반 RBF 네트워크의 학습 및 인식 결과를 나타내었다.

표 1. 특정 균열에 대한 학습 결과

	ART1 기반 RBF 네트워크
생성된 중간층의 노드 수	18
Epoch 수	290
인식률	24/25

표 1에서 균열 인식에 실패한 경우는 콘크리트 표면 균열 영상에서 특정 부분의 균열을 검출하여 확대 및 축소시킨 영상을 입력 패턴으로 사용하여 인식할 경우 비방향성인 균열은 인식에 실패하였다. 이는 향후 연구에서 균열의 형태에 따라 특징이 되는 인자를 추출하여 비방향성인 균열도 인식할 수 있는 알고리즘을 연구할 것이다. 그림 9는 ART1 기반 RBF 네트워크의 Epoch 수에 따른 TSS 변화량을 나타내었다.

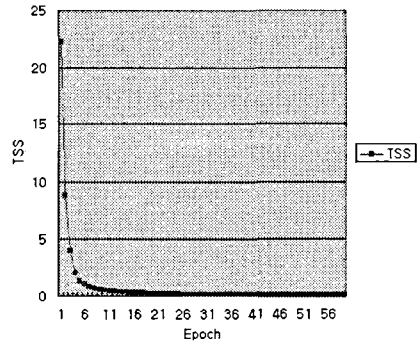


그림 9. Epoch 수에 따른 TSS 변화량

그림 9에서와 같이 제안된 ART1 기반 RBF 네트워크는 초기 학습에 대한 수렴성이 빠르고 학습의 안정성이 보장되는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

콘크리트 표면 균열을 디지털 카메라로 촬영하여 영상을 획득한 후 균열을 검출하고 특정 부분의 방향성(횡방향, 종방향, 45°방향, 45°방향)을 인식하는 방법을 제안하였다.

균열이 일어난 콘크리트 표면 영상을 모폴로지 기법인 채움(Closing) 연산을 적용하였고 Sobel 마스크를 이용하여 균열의 에지를 검출한 후 반복 이진화 방법을 적용하여 균열 영상을

이진화 하였다. Sobel 마스크를 적용하는 과정에서 잡음까지 예지로 추출할 수 있음을 고려하여 2회에 걸쳐 잡음 제거를 수행하였다.

추출한 균열 영상에 Glassfire Labeling 기법을 적용하여 전체 영상에서 특정 부분의 균열을 자동 검출한 후 특정 부분의 균열을 30×30 픽셀로 확대하거나 축소하여 제안된 ART1 기반 RBF 네트워크의 입력 패턴으로 적용하였다. 균열의 특정 부분을 ART1 기반 RBF 네트워크를 이용하여 인식한 결과, ART1 기반 RBF 네트워크가 추출된 균열의 방향성을 학습 및 인식에 있어서 효율적인 것을 확인하였다.

본 논문에서는 콘크리트 표면 균열 영상에서 특정 부분의 균열을 검출하여 확대 및 축소시킨 영상을 입력 패턴으로 사용하여 인식할 경우 비방향성인 균열은 인식할 수 없었다. 향후 연구 방향은 균열의 형태에 따라 특징이 되는 인자를 추출하여 비방향성인 균열도 인식할 수 있는 알고리즘을 연구할 것이다.

참고문헌

- [1] 한국콘크리트학회, 최신콘크리트공학, 기문당, 1992.
- [2] 이방연, 박연동, 김진근, " 콘크리트 표면 균열 패턴 인식 기법 개발," 한국콘크리트학회 논문집, 17권, 3호, pp.369-374, 2005.
- [3] Kim, Y. S, Haas and C. T., "An Algorithm for Automatic Crack Detection, Mapping and Representation," KSCE Journal of Civil Engineering, Vol.4, No.2, pp.103-111, 2000.
- [4] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, S. L. Eddins, Digital Image Processing, Pearson Prentice Hall, 2004.
- [5] I. Pitas, Digital Image Processing Algorithms and Applications, John Wiley & Sons, INC, 2000.
- [6] 문정욱, 김광백, "개선된 유사성 측정 방법과 동적인 경계 변수를 이용한 ART1 알고리즘," 한국해양정보통신학회논문지, 제7권, 제6호, pp.1318-1324, 2003.
- [7] Kim K. B., Kang M. H., Cha E. Y., "Fuzzy Competitive Backpropagation using Nervous System, Proceedings of WCSS, pp.188-193, 1997.
- [8] Kim K. B., Joo Y. H., Cho J. H., " An Enhanced Fuzzy Neural Network," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3320, pp.176-179, 2004.
- [9] C. Panchapakesan, D. Ralph and M. Palaniswami, "Effects of Moving the Centers in an RBF Network," Proceedings of IJCNN, Vol. 2, pp.1256-1260, 1998.