

콘크리트 표면 균열 패턴인식 기법 개발

이방연¹⁾ · 박연동²⁾ · 김진근^{1)*}

¹⁾ 한국과학기술원 건설및환경공학과 ²⁾ 대구한의대학교 건축·토목설계학부

(2004년 10월 20일 원고접수, 2005년 1월 28일 심사완료)

A Technique for Pattern Recognition of Concrete Surface Cracks

Bang-Yeon Lee¹⁾, Yon-Dong Park²⁾, and Jin-Keun Kim^{1)*}

¹⁾ Dept. of Civil and Environmental Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Daejeon, 305-338, Korea

²⁾ Dept. of Civil Engineering, Daegu Haany Univ., Gyeongsan, 712-715, Korea

(Received, October 20, 2004, Accepted, January 28, 2005)

ABSTRACT

This study proposes a technique for the recognition of crack patterns, which includes horizontal, vertical, diagonal(-45°), diagonal(+45°), and random cracks, based on image processing technique and artificial neural network. A MATLAB code was developed for the proposed image processing algorithm and artificial neural network. Features were determined using total projection technique, and the structure(no. of layers and hidden neurons) and weight of artificial neural network were determined by learning from artificial crack images. In this process, we adopted Bayesian regularization technique as a generalization method to eliminate overfitting problem. Numerical tests were performed on thirty-eight crack images to examine validity of the algorithm. Within the limited tests in the present study, the proposed algorithm was revealed as accurately recognizing the crack patterns when compared to those classified by a human expert.

Keywords : concrete crack, crack detection, crack pattern, image processing, neural network

1. 서 론

콘크리트 구조물에 발생한 균열은 내구성, 사용성, 안전성과 관련된 구조물의 현재 상태를 판단하는데 가장 기본이 되는 인자 중의 하나일 뿐만 아니라 이 후 구조물의 상태를 예측할 수 있는 인자 중의 하나이다. 따라서 균열로 인하여 발생하게 되는 직·간접적인 피해를 최소화하기 위해서는 균열의 발생 원인을 정확히 추정하여야 한다. 콘크리트 구조물에 발생한 균열의 원인을 추정할 때 다양한 조건들이 고려되는데, 이 중에서 균열의 패턴이나 분포 특성은 그 발생 원인을 판단하는데 중요한 인자이다¹⁾. 그러나 이제까지 일반적으로 균열의 패턴은 조사자의 수작업을 통한 판단에 의해 결정되기 때문에 주관성이 많이 개입될 수 있다. 따라서 균열의 패턴을 객관적 결정할 수 있는 기법이 필요하다.

균열의 패턴을 컴퓨터가 자동으로 인식할 수 있는 기법들은 여러 가지가 있으나 일반적으로 전처리 단계에 해당하는 균열 검출 및 인식을 위한 특징 추출은 화상처리 기

법을 사용하고, 최종 인식은 인식하고자 하는 종류에 적합한 인식기를 사용한다.

기존의 균열 패턴인식과 관련된 연구는 주로 포장도로에 발생한 균열에 대하여 이루어 졌으며 특히, 균열 형태의 분류, 손상정도와 관련한 포장도로의 유지관리에 집중되어 많은 연구가 수행되어 왔다²⁾. 그러나 일반 콘크리트 구조물에 발생한 균열에 대한 패턴인식 기법에 관한 연구는 미흡한 실정이다. 따라서 이 연구는 5가지 균열 패턴 즉, 종방향, 횡방향, 대각선(-45°), 대각선(+45°), 비방향성에 대해 디지털 카메라나 비디오 카메라로 촬영한 균열을 컴퓨터가 자동으로 패턴을 인식할 수 있는 기법을 개발하는데 연구목적을 두고 있다.

2. 패턴인식 기법

2.1 패턴인식

패턴인식의 일반적인 과정은 Fig. 1과 같이 전처리, 특징추출, 인식과정으로 구성된다. 전처리과정은 입력 자료(화상, 소리 등)를 센서를 통하여 신호 데이터로 바꾸는 센싱 과정, 신호 데이터에서 배경이나 다른 물체들로부터

* Corresponding author

E-mail : kimjinkeun@kaist.ac.kr

©2005 by Korea Concrete Institute

원하는 물체를 분리해내는 추출과정으로 이루어지며, 특징 추출과정은 인식을 위해 패턴들을 가장 잘 분류할 수 있는 특징들을 추출하는 것이다. 마지막의 인식과정은 추출된 특징으로부터 분류기법(또는 인식기법)을 통하여 패턴을 인식하는 것이다⁴⁾. 이러한 일반적인 패턴인식 과정은 균열의 패턴을 인식하는 것에도 동일하게 적용되며, 전처리 과정과 특징 추출에는 화상처리 기법이 사용되고, 분류(인식)는 확률밀도함수가 필요한 것과 필요하지 않는 것 등 다양한 기법의 적용이 가능하다.

다양한 분류기법 중 신경회로망 기법은 입력, 출력마디에 이산형, 연속형 변수 모두 사용가능하며, 비교적 단순한 학습법칙을 정의함으로써 구현이 용이할 뿐만 아니라 처리 속도가 빠르고, 변형에 따른 인식에 뛰어난 성능을 가지고 있다. 인공 신경회로망은 단순한 신경들의 병렬작용에 의해 작동하는 뇌를 모방함으로써 뇌와 유사한 기능을 수행할 수 있는 기법이다. 따라서 인공 신경회로망의 기본 단위는 Fig. 2와 같이 생물학적 신경과 유사한 구조로 이루어지며, 입력으로 들어온 값은 인공 신경에서 가중치(w), 임계값(b), 활성화함수(f)에 의해 연산되어 결과값이 다른 인공 뉴런에 전달된다. 이러한 비교적 단순한 연산은 Fig. 3과 같이 여러 인공 신경들의 회로망을 통해 보다 복잡한 연산을 수행할 수 있게 된다. 패턴인식을 위해 신경회로망을 구성하는 것은 다양한 신경회로망 모델 중에서 목적에 맞는 모델을 선택한 후 회로망의 구조(레이어 수, 노드 수)와 신경특성(활성함수)을 결정하고 학습을 통해 가중치, 임계값을 조정하는 것이다. 이렇게 신경회로망이

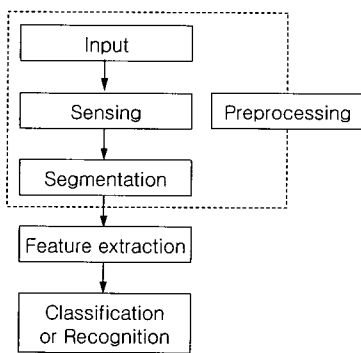


Fig. 1 General procedure of pattern recognition

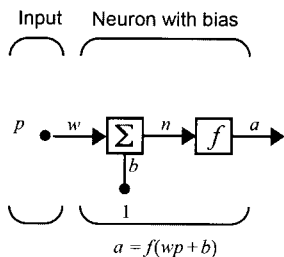


Fig. 2 Basic model of artificial neuron

구성되면 신경회로망은 임의의 입력데이터가 들어갔을 때 내부 연산을 통해 가장 유사한 패턴에 해당하는 값을 출력한다.

2.2 화상처리 기법을 이용한 균열 검출

일반적으로 균열이 포함된 화상에서 균열을 검출할 때는 촬영할 때 빛의 영향, 균열 이외의 많은 노이즈로 인하여 많은 어려움이 있다. 따라서 이 연구에서는 Fig. 4와 같은 과정을 통해 해결하고자 하였다³⁾. 빛의 영향은 모폴로지(morphology) 기법을 통하여 보정하였으며⁵⁾, 그 연산 방법은 원 화상과 closing 연산을 수행한 화상을 빼는 것이다. 이때 사용한 구조적 요소(structuring elements)의 크기는 반지름이 15화소인 원이다. 배경과 노이즈들로부터 균열을 검출한 방법은 이진화 기법과 형상 분석기법을 기본으로 하였으며, 검출 성능을 향상시키기 위해 Fig. 4와

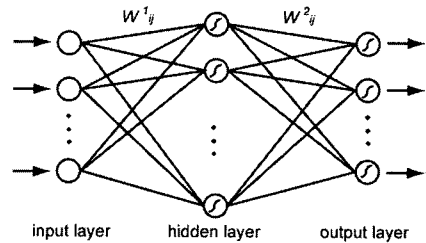


Fig. 3 Artificial neural network

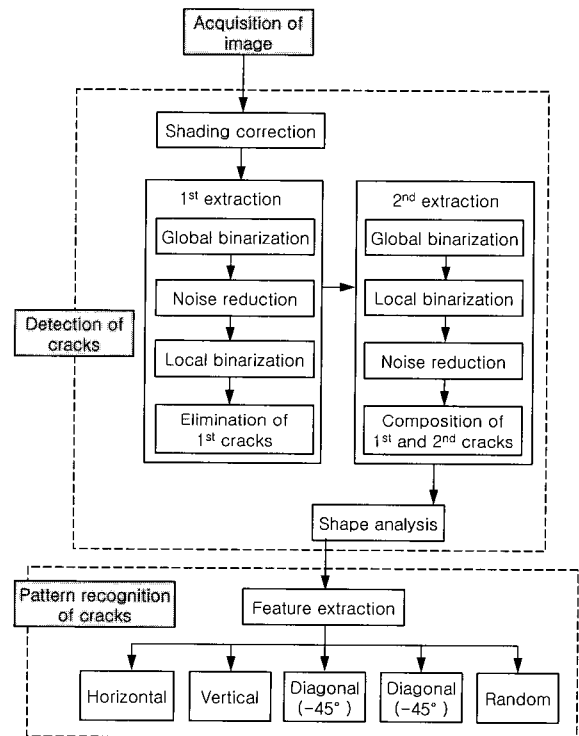


Fig. 4 Flow chart of crack pattern recognition

같은 알고리즘을 구성하였다. 이진화는 Otsu⁶⁾가 제안한 방법을 사용하였으며, 전역적 이진화에서 추출되지 못한 균열을 추출하기 위해 3×3 커널을 이용하여 작은 홀을 제거하는 픽셀단위 처리(노이즈 감소)와 전역적 이진화에서 추출된 균열 주위의 11×11 영역 내에서 이진화를 하는 지역적 이진화를 추가하였다.

또한 균열의 밝기가 배경과 비슷한 미세 균열을 추출하기 위해 Fig. 4와 같이 2차 추출과정을 추가하였다. 2차 추출과정이 끝난 화상은 균열이외에도 균열로 잘못 추출된 물체들이 존재하게 되는데 이는 균열의 형상 특성을 이용한 형상분석을 통하여 해결하였다. 형상 분석에 사용된 형상 계수는 packing density⁷⁾이다.

3. 인공 신경회로망을 이용한 콘크리트 균열 패턴인식 기법

3.1 패턴인자 추출

화상처리 기법을 통해 검출한 균열 화상의 모든 화소를 가지고 신경회로망의 입력층에 모두 사용하여 패턴인식을 수행할 경우 연산시간이 오래 걸릴 뿐 아니라 화상의 크기가 변하게 되면 입력층의 노드 수가 달라져야 하므로, 화상의 크기에 따라 매번 학습을 해주어야 한다. 또한 전처리 과정을 거치지 않은 균열 화상 데이터는 균열의 패턴을 분류하는데 더 좋지 않은 결과가 나올 수 있다. 따라서 균열 화상으로부터 균열의 형태에 따라 특징이 되는 인자를 추출함으로써 신경회로망의 구조를 단순하게 하고 인식률도 높일 수 있는 전처리 과정이 필요하다.

이 연구에서는 균열의 패턴을 분류하기 위하여 마이크로 균열의 분포특성을 정량화 하는데 사용되는 Total Projection Technique을 사용하였다⁸⁾. 이 기법에서 투영된 길이는 Fig. 5와 같이 원과 같은 완전 등방성인 경우 지름의 2배가 된다. 그러나 이를 정확히 구현하기 어려울 뿐더러 계산시간도 오래 걸리게 되는 단점이 있기 때문에 이 연구에서는 일반적인 투영 개념을 사용하였다. 즉, 완전

등방성인 원의 경우에도 투영된 길이는 지름이 되도록 하였다. 패턴인자는 Total Projection Technique에 의해 각 회전각도에 따른 투영된 길이 값이 되며, 화상의 크기나 균열의 크기에 관계없이 패턴을 분류하기 위해서 모든 값들을 투영된 길이 중에서 제일 큰 값으로 나누어 0부터 1까지의 값을 갖도록 정규화하였다.

Fig. 6은 전형적인 5가지의 균열 패턴과 패턴인자들의 관계를 나타낸다. Total Projection Technique에 의한 회전각도에 따른 투영된 길이 값들은 회전시키는 각도의 크기에 따라서 그 개수가 정해지는데 본 연구에서는 1° 간격으로 회전시켜 얻은 180개의 값들 중에서 3개씩 평균하여 구한 값을 최종적으로 신경회로망의 입력층에 넣을 패턴인자로 정하였다. 따라서 이 연구에서 사용한 신경회로망의 입력층의 노드 개수는 60개이다.

3.2 인공 신경회로망의 구조와 학습

인공 신경회로망을 이용할 때 가장 중요한 문제는 분류하고자 하는 문제의 복잡도에 따라 신경회로망의 복잡도를 결정하는 것이다. 분류하고자 하는 문제의 복잡도에 비하여 신경회로망의 복잡도가 작을 경우, 학습이 제대로 되지

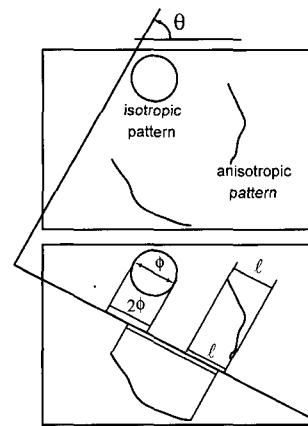
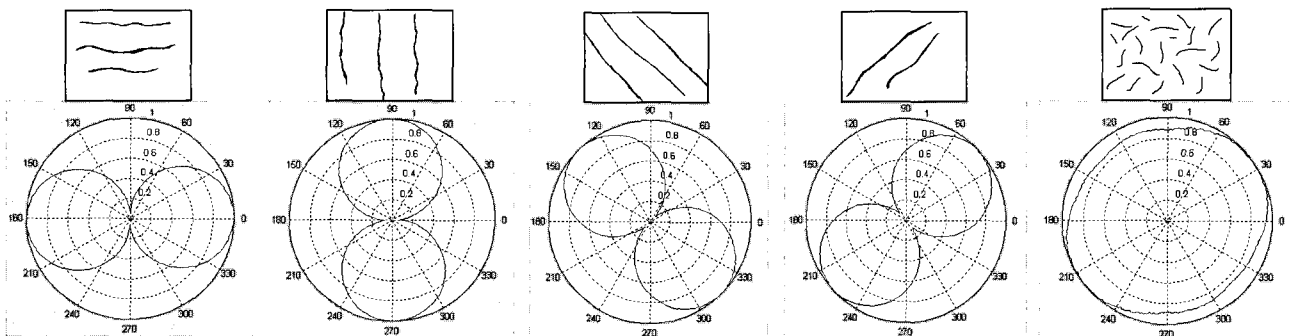


Fig. 5 Total projection technique



(a) Horizontal crack (b) Vertical image (c) Diagonal crack(-45°) (d) Diagonal crack(+45°) (e) Random crack
Fig. 6 Features according to five types of cracks

않을 수 있으며, 반대로 신경회로망의 복잡도가 분류하고자 하는 문제의 복잡도에 비하여 클 경우, 학습은 잘 되어 학습한 데이터에 대하여는 보다 정확한 결과를 나타내지만 일반성이 떨어질 수 있다.

신경회로망의 복잡도는 일반적으로 은닉층의 수(L), 은닉노드의 수(n)에 의하여 결정되는데, 신경회로망이 지역적 특성을 나타낼 수 있는 능력은 은닉층의 수에 의하여 결정되고, 분류할 수 있는 영역의 정확도는 은닉노드의 수에 의하여 결정된다. 이 연구에서는 입력층이 60개의 노드이고 출력층이 5개인 기본 구조를 바탕으로 학습데이터를 사용하여 은닉노드 개수를 결정하였다. 학습데이터는 횡방향, 종방향, 대각선(-45°), 대각선(+45°) 균열에 대해서는 각각 100개, 방향성이 없는 균열에 대해서는 80개의 가상 균열 화상을 사용하였으며, 은닉노드의 개수는 1개부터 시작하여 학습성공률의 변화가 없을 때까지 증가시켜갔다. 은닉노드의 개수가 3개일 때부터 학습성공률이 100%가 되었는데 학습데이터로 실제 균열 사진이 아닌 가상 균열 화상을 사용한 점을 감안하여 은닉노드의 수를 1개 증가하여 최종적으로 Fig. 7과 같이 입력층 60, 은닉층 4, 출력층 5개의 구조인 MLP (Multi-Layer Perceptron)를 구성하였으며, 은닉층과 출력층의 활성화함수는 일반적으로 많이 사용하는 다음 식과 같은 hyperbolic tangent sigmoid를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2x)} - 1 \quad (1)$$

여기서, x는 입력값, 가중치, 그리고 임계값이 계산된 네트값이다.

입력층의 각 노드에는 3.1절에서 기술한 패턴인자가 입력되도록 하였으며, 출력층의 각 노드에는 0부터 1사이의 값을 갖도록 하였다. Fig. 8은 각 균열 패턴에 해당하는 대표적인 입력값들을 그래프로 나타낸 것이며, Table 1은 목표 출력값이다. 학습방법은 신경회로망 모델을 적용할 때 훈련에 사용된 자료에 대한 오차는 매우 작은 값이 나타나지만 새로운 자료에 대해서는 오차가 커질 수 있는 과적합 (overfitting) 문제를 피하기 위하여 일반화 기법을 사용하였다. 일반화 기법에는 Bayesian regularization^{9,10)} 방법과 early stopping 방법이 있는데, 이 연구에서는 일반적으로 더 좋은 결과를 나타내는 것으로 알려진 Bayesian regularization을 사용하였다. 최종적인 인식은 Table 2와 같이 신경회로망의 연산에 의해 출력된 결과층의 노드 값 중에서 제일 큰 수의 노드를 선택하여 패턴을 인식하도록 하였다.

4. 성능 평가 및 고찰

이 연구에서 제안한 알고리즘은 MATLAB을 이용하여 구현하였으며, 성능 검증을 위해 총 38개의 균열 화상(횡

방향 균열: 4개, 종방향 균열: 19개, 대각선(-45°) 균열: 7개, 대각선(+45°) 균열: 5개, 비방향성 균열: 3개)을 사용하였다. Fig. 9는 각 균열 패턴 별로 대표되는 균열의 검출 결과이며, Fig. 10에서 Fig. 14까지는 실험에 사용된 균열 화상의 패턴인자 값들을 그래프로 표현한 것이다. 균열 검출 결과 대체적으로 균열을 정확히 검출할 수 있음을 확인할 수 있으며, Fig. 9(e)와 같은 비방향성 균열의 경우

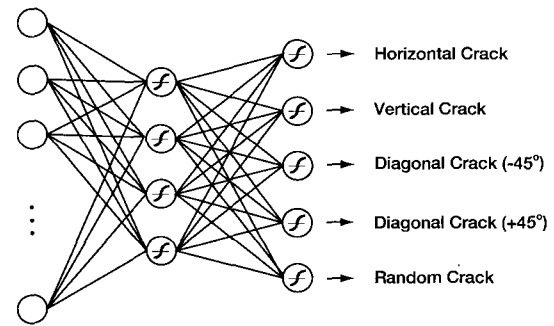


Fig. 7 Structure of neural network

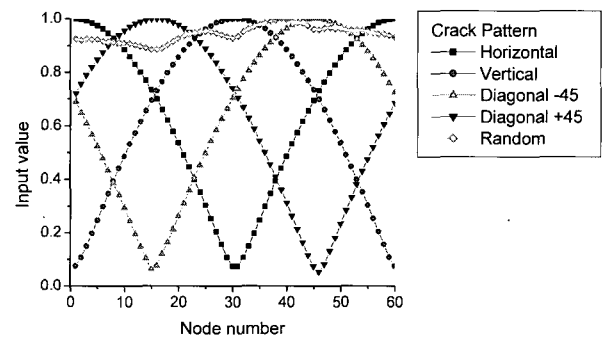


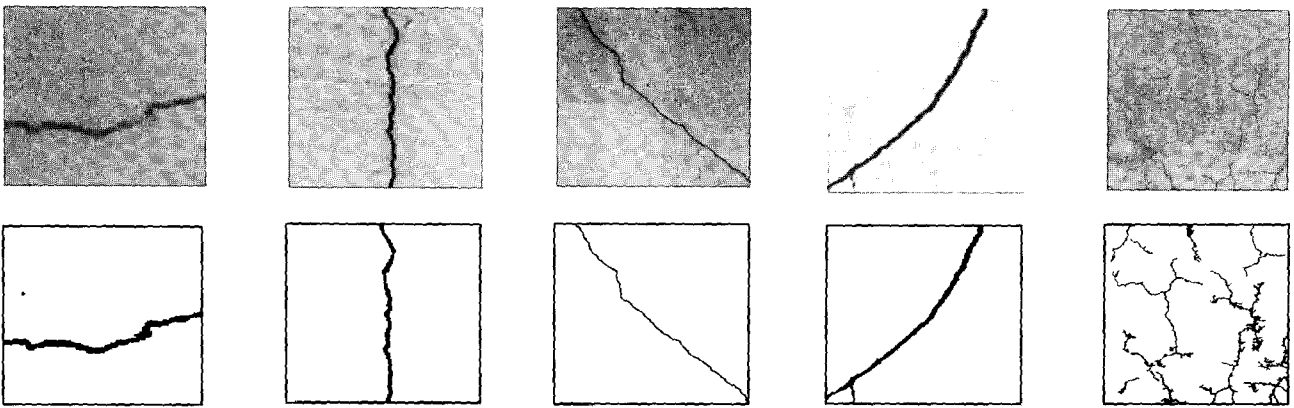
Fig. 8 Representative features for pattern recognition of cracks

Table 1 Desired outputs for learning

	Horizontal	Vertical	Diagonal (-45°)	Diagonal (+45°)	Random
node 1	1	0	0	0	0
node 2	0	1	0	0	0
node 3	0	0	1	0	0
node 4	0	0	0	1	0
node 5	0	0	0	0	1

Table 2 Results of recognition

The node number showing a maximum output value	The result of recognition
1	Horizontal
2	Vertical
3	Diagonal (-45°)
4	Diagonal (+45°)
5	Random



(a) Horizontal crack (b) vertical image (c) Diagonal crack(-45°) (d) Diagonal crack(+45°) (e) Random crack
Fig. 9 Features according to five types of crack

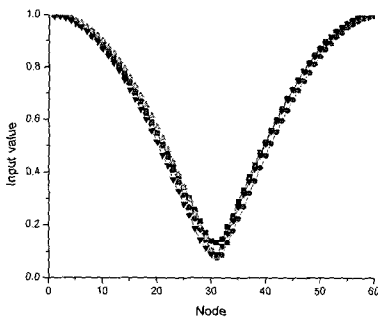


Fig. 10 Input values of horizontal cracks for test

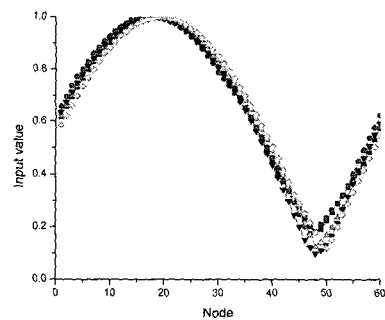


Fig. 13 Input values of diagonal cracks(+45°) for test

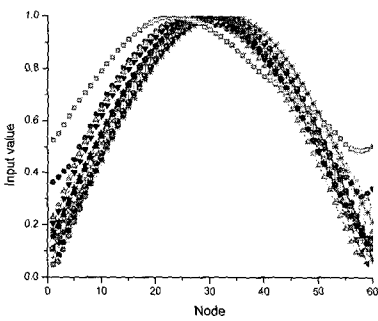


Fig. 11 Input values of vertical cracks for test

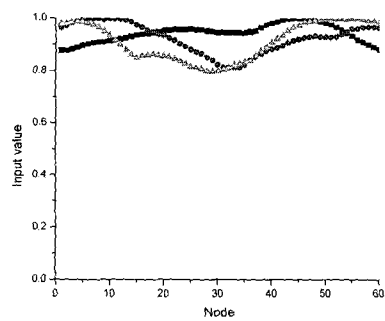


Fig. 14 Input values of random cracks for test

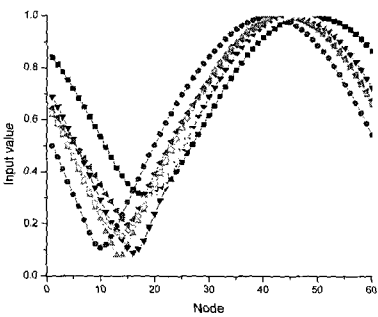


Fig. 12 Input values of diagonal cracks(-45°) for test

다른 균열 패턴과 비교하여 검출 결과가 좋지 않았는데 이는 균열 자체가 미세하여 균열의 밝기 값이 배경과 유사하였기 때문이다.

Table 3은 최종 인식결과이며, 비방향성 균열의 경우 검출 결과에 다소 오차가 있음에도 불구하고 시험에 사용한 모든 경우에 대하여 사람의 인식 결과와 100% 일치하였다.

5. 결 론

이 연구에서는 디지털 카메라를 통해 얻은 균열 화상에서 화상처리 기법과 신경회로망을 이용하여 5가지 균열

Table 3 Result of pattern recognition of cracks by artificial neural network

Classifications by human	Classifications by artificial neural network						Accuracy (%)
	Horizontal	Vertical	Diagonal (-45°)	Diagonal (+45°)	Random	Total	
Horizontal	4	0	0	0	0	4	100
Vertical	0	19	0	0	0	19	100
Diagonal (-45°)	0	0	7	0	0	7	100
Diagonal (+45°)	0	0	0	5	0	5	100
Random	0	0	0	0	3	3	100

패턴(횡방향, 종방향, 대각선(-45°), 대각선(+45°), 비방향성)을 컴퓨터가 자동으로 인식할 수 있는 기법을 제안하였다. 그리고 제안된 알고리즘의 성능을 총 38개의 실제 균열 화상을 통해 확인하였으며, 결론은 다음과 같다.

- 1) 검증실험 결과 미세 균열이 화상 전체에 걸쳐 퍼져 있는 경우 균열 검출에 부분적으로 부정확한 결과가 나타난 반면, 균열의 패턴인식은 사람의 판단과 정확히 일치하는 것으로 나타났다. 따라서 이 연구에서 제안한 균열 패턴인식 기법을 적용할 경우, 균열 패턴을 판별하는데 보다 객관성을 얻을 수 있을 것으로 판단된다.
- 2) 이 연구에서 정한 5가지 균열 패턴 이외에 보다 다양한 형태의 패턴이나 균열 원인에 따른 패턴을 추가한다면 보다 일반성을 높일 수 있을 것으로 판단된다. 이 경우 보다 복잡한 균열 패턴을 인식하기 위해서는 패턴인자를 추출하는 기법 뿐만 아니라 인공 신경회로망의 구조가 균열 패턴의 복잡성에 따라 결정되어야 할 것이다.

감사의 글

이 연구는 건설교통부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁시행한 2004년도 건설핵심기술연구개발사업(과제번호 : 04핵심기술C02-02)의 연구비 지원에 의하여 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

참고문헌

1. 시설안전기술공단, "콘크리트 구조물의 균열평가기법 및 보수·보강 전문시방서의 개발", 1999.

2. 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, 2000, pp. 103~111.

3. 이방연, 김윤용, 김진근, "개선된 이진화와 형상분석 기법을 응용한 콘크리트 표면 균열의 화상처리 알고리즘 개발", 콘크리트학회 논문집, 17권, 3호, 2005, pp.361~368.

4. Richard, O.D., Peter, E.H., and David. G.S., "*Pattern Classification*", 2nd ed., John Wiley & Sons, Inc., 2001.

5. Gonzalez, R.C. and Woods, R.E., "*Digital Image Processing*", 2nd ed., John Wiley & Sons, Inc., Longman, 1992.

6. Otsu, N.A. "Threshold Selection Method from Gray Level Histogram", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.SMC-9, No.1, 1979, pp.62~66.

7. Ammouche, A., Breyse, D., Hornain, H., Didry, O., and Marchand, J., "A New Image Analysis Technique for The Quantitative Assessment of Microcracks in Cement-Based Materials", *Cement and Concrete Research*, Vol.30, No.1, 2000, pp.25~35.

8. Stroeven, P., "Some Aspects of the Micromechanics of Concrete", Ph. D. Thesis, Stevin Laboratory, Technological University of DELFT, 1973.

9. Mackay, D.J.C., "Bayesian interpolation", *Neural Computation*, Vol.4, No.3, 1992, pp.415~447.

10. Foresee, F.D. and Hagan, M.T., "Gauss-Newton approximation to Bayesian Regularization", *Proceedings of the 1997 International Joint Conference on Neural Networks*, 1997, pp.1930~1935.

요 약

이 연구의 목적은 화상처리 기법과 신경회로망을 이용하여 다섯가지 균열 패턴 즉, 횡방향, 종방향, 대각선(-45°), 대각선(+45°) 그리고 비방향성 균열의 패턴을 인식할 수 있는 기법을 제안하는 것이다. 제안된 화상처리 알고리즘과 인공 신경회로망 모델은 MATLAB 언어를 이용하여 구현하였다. 인공 신경회로망의 입력층에 들어갈 패턴인자는 Total projection technique를 통해 구하였으며, 인공 신경회로망의 구조(은닉층의 수와 은닉노드의 수)와 가중치 값은 가상 균열 화상을 사용하여 학습을 통해 결정하였다. 인공 신경회로망의 학습은 Bayesian regularization 기법을 도입함으로써 과적합 문제가 발생하지 않도록 하였으며, 이 연구에서 제안한 기법의 적합성을 판정하기 위하여 총 38개의 실제 균열 화상을 사용하여 시험하였다. 검증 시험 결과내에서는 이 연구에서 제안한 기법이 사람의 균열 패턴 인식결과와 정확히 일치하는 결과것으로 나타났다.

핵심용어 : 콘크리트 균열, 균열 검출, 균열 패턴, 화상처리, 인공 신경회로망