

A Pattern Recognition System Using 2D Wavelets and Second-Order Neural Networks

李 鳳 奎*
(Bongkyu Lee)

Abstract - Image processings using the two-dimensional wavelet transform (2DWT) have been a very active research area in recent years because the 2DWT possess many good properties. However, the discrete 2DWT can not be used for pattern recognition directly because it does not have the translation property. In this paper, we show why conventional discrete two-dimensional wavelet transforms cannot be used for pattern recognitions directly. Then, we propose a new method that makes it possible to use discrete 2DWT to pattern recognition without modification of standard pyramidal algorithms. The main idea of our method is to postprocess the wavelet transformed images using the second-order neural network. To justify the validity of the method, evaluations with test images were performed. The effectiveness of the method can be shown by the evaluation results.

Key Words :discrete wavelet transform, translation, second-order neural network

1. 서 론

2DWT을 이용한 이미지 프로세싱 분야는 이 변환이 가지는 자체의 우수한 이미지 분석 능력으로 인하여 현재 가장 활발히 연구되어지고 있는 분야이다. 이 변환을 이용하면 단순하고 일반화된 구조를 통해 이미지에 들어있는 세부 정보를 해석하거나 이미지를 scale-invariant하게 해석할 수 있다. 또한 공간/주파수 영역에서 모두 지역적인 특성을 찾을 수 있기 때문에 edge와 같은 중요한 정보를 보다 쉽게 얻을 수 있다[1,2,3]. 더욱이 이미지에 대한 2DWT은 multirate filterbank를 사용하여 빠르고 효율적으로 계산 가능하다. 이런 이유로 지금까지 wavelet에 대해서 많은 연구가 진행되어졌다. Daubechies[4]는 wavelet 변환의 기본 특성과 이산화에 대해서 연구하였고 Meyer, Stromberg 등은 이산 wavelet의 중요한 클래스인 orthogonal wavelet을 제안하였다[1,2,3]. Mallat[3]은 wavelet 변환이 QMF (Quadrature Mirror Filter)를 이용한 피라미드 알고리즘을 이용하여 구현됨을 보였는데 이 알고리즘은 현재 wavelet에 대한 디지털 구현의 기본이 되었다.

이런 여러 가지 장점이 있음에도 불구하고 2DWT을 패턴 인식에는 직접 사용하는 것은 어렵다. 그 이유는 이 변환이 위치에 불변하는 특성을 가지지 못했기 때문이다. 패턴인식의 경우, 인식 대상이 되는 패턴이 이미지 내의 어느 위치에 올 수 있기 때문에 사용하려는 변환의 경우 위치에 불변하는 특성을 가져야 한다.

그러나 2DWT 자체는 이런 위치에 불변하는 특성이 없다 [5,6,7,8,9,10]. 이런 문제점은 기존의 wavelet 변환들만의 문제가 아니라, 현재 개발되고 있는 adaptive wavelet 변환에서도 관찰된다. 이 문제점을 해결하기 위해 많은 연구자들이 다양한 방법을 제안하였는데, 이들 방법들은 대략 4가지 범주로 요약해 볼 수 있다. 첫 번째 방법은 wavelet 변환의 기본 구조를 유지하면서 위치 변형에 적합한 새로운 wavelet 베이스를 찾는 방법으로 Walter[6] 등이 제안한 방법이 이 범주에 속한다. 이 방법은 기존의 구현방법을 그대로 이용하므로 변환에 따르는 계산복잡도 측면은 문제가 없으나, 특정 도메인에 대한 wavelet 베이스를 매번 찾아야 하기 때문에 실제 응용에 적용키는 어렵다. 두 번째 방법은 다양한 위치 변형에 대해 각기 다른 변환 알고리즘을 구성하는 방법이다. Simoncelli [7]등은 변환에 필요한 sampling 조건을 완화시킴으로써 위치불변 특성을 얻는 방법을 제안했다. 이러한 방법은 실제 응용에 따라 유연하게 적용될 수 있는 방법이지만, 계산과정이 매우 복잡하고 특히 각 변환된 세부 요소들 사이의 orthogonality를 보장 할 수 없다는 단점이 있다. 세 번째 접근방법은 이미지에 나타난 이동을 가장 잘 반영하는 계수(Coefficients)를 찾는 방법이다. 이 범주에 속하는 방법은 입력을 여러 번 위치이동 시키면서 wavelet 변환을 수행 한 후, 이 중에서 가장 적합한 것을 선택하는 방법이다 [5,9,10,11]. Liang[5,11] 등은 다양한 위치변형 이미지의 변환된 결과 계수들의 quadtree와 이 트리를 탐색하는 비용 함수(cost function)를 이용하여 위치이동에 불변하는 일차 및 이차 wavelet 변환 알고리즘을 제시하였다. 그러나 이 방법은 다양한 위치변형에 따른 모든 경우의 wavelet 계수를 찾아야 하기 때문에 많은 계산 시간이 소요되는 것은 물론이고 트리의 탐색 시간이 추가적으로 요구된다는 단점을 가지고 있다. 네 번째 방법은 wavelet 변환된

* 正 會 員 : 제주대 전산통계學科 助敎授 · 工博
接受日字 : 2001年 6月 12日
最終完了 : 2001年 9月 21日

계수에 기초하여 위치 이동에 불변하는 새로운 표현 방법을 정의하는 것으로, 기존의 피라미드 알고리즘을 그대로 사용할 수 있기 때문에 계산 효율이 뛰어나다는 장점과 세부 요소간의 orthogonality를 보장할 수 있어 패턴인식에 적용하는 방법으로 적합하다. 그러나 이 범주에 속하는 방법을 사용할 경우, 반드시 고려해야 할 사항이 있는데 그것은 다음과 같다. 패턴인식 분야에서는 이미지에 대한 변환으로 얻어지는 결과를 단지 특정 패턴을 인식하는데 사용할 뿐, 이 특징으로부터 다시 원 이미지를 재구성하는 것은 고려할 필요가 없다는 것이다. 이런 사항을 고려하지 않고 이 범주의 방법을 사용할 경우 많은 문제점을 발생시키는데 그 예가 Mallet[8]의 방법이다. Mallet [8] 등은 wavelet 변환된 계수를 통해 얻어지는 edge를 이용하여 신호(이미지)를 표현하는 방법을 택하였다. 이 방법은 실제 구현이 매우 복잡하고, 그 의미를 잘 이해하기가 어렵다. 그 이유는 바로 이 방법의 경우 패턴인식에 초점을 맞춘 것이 아니기 때문에 이미지의 재구성을 고려하여 복잡한 과정을 보이고 있다. 따라서 패턴 인식에 2DWT를 적용시키기 위한 해법은 네 번째 방법에 속하는 접근 방법을 쓰되, 패턴인식의 기본적인 특성을 고려해야만 효과적인 방법을 얻을 수 있는 것이다.

본 논문에서는 기존 피라미드 알고리즘의 수정 없이 2DWT를 패턴인식에 사용할 수 있도록 하는 네 번째 범주에 속하는 새로운 방법을 제안한다. 제안된 방법은 2DWT의 이동 문제를 이차신경망을 사용하여 해결한다. 먼저 입력 이미지는 표준 피라미드 알고리즘을 이용하여 4개의 세부 이미지로 분해된다. 그리고 나서 이 세부 이미지들을 이차신경망이 입력받아 위치변형을 해결한다. 이때 사용되는 이차신경망은 본 연구팀이 [12, 13]에서 제안한 방법을 이용하여 구현한다. 제안된 방법은 기존의 피라미드 알고리즘을 그대로 사용하기 때문에 구조가 단순하여 구현이 용이하고 세부이미지들간의 정보 중복도 없다. 또한 후처리 과정도 단순하고 명료하여 구현 및 이해가 쉽다는 장점을 가진다. 이 방법은 2DWT의 이동문제를 신경망을 이용하여 해결한 첫 사례라 볼 수 있다.

2. 2DWT에서의 위치변형 문제의 정의

이장에서는 먼저 wavelet 변환의 기본개념을 살펴보고 난 후, 2DWT이 패턴인식에 적용될 수 없음을 예를 들어 보인다.

Notation : 이장에서 사용되는 기호는 다음과 같은 의미를 나타낸다. Z 은 정수 집합 R 은 실수 집합을 나타낸다. $L^2(R)$ 과 $L^2(R^2)$ 는 Hilbert space상의 일차 및 이차 함수를 나타낸다. 그리고 $\langle f(x), g(x) \rangle$ 는 함수 $f(x)$, $g(x)$ 의 inner product를 나타낸다.

Morlet[14]은 임의의 신호는 wavelet 함수 $\psi(x)$ 과 scaling 함수 $\phi(x)$ 의 translation과 dilation으로 분해할 수 있음을 보이고 이 변환을 wavelet 변환이라 정의하였다. 임의의 함수(신호) $f(x)$ 에 대한 일차 이산 wavelet 변환은 다

음과 같이 정의된다[2,3,15].

$$W_d f(j, n) = \left\langle f(x), \phi_{\alpha'}(x - \frac{n\beta}{\alpha^j}) \right\rangle_{(n,j) \in Z^2} \quad (1)$$

여기에서 $\beta\alpha^{-j}$ 는 sampling rate, $(\alpha^j)_{j \in Z}$ 는 scale, α 는 표준 dilation step의 크기 그리고 β 는 translation step의 크기이다. 많은 연구자들에 의해서 $\alpha=2$, $\beta=1$ 인 경우 함수 $(\phi_{2^j}(x-2^{-j}n))_{(n,j) \in Z^2}$ 를 $L^2(R^2)$ 상에서의 orthonormal basis로 만드는 wavelet $\psi(x) \in L^2(R)$ 이 존재함이 증명되었다[2,3,15].

2DWT는 일차 이산 wavelet의 확장으로, 주어진 함수 $f(x, y) \in L^2(R^2)$ 를 이차의 scaling 함수 $\Phi(x, y)$ 와 wavelet함수 $\Psi(x, y)$ ($\Phi(x, y), \Psi(x, y) \in L^2(R^2)$)의 orthonormal basis를 이용하여 하나의 근사 신호 ($A_2^d f$)와 세 개의 세부신호 ($D_2^1 f, D_2^2 f, D_2^3 f$)로 분해한다. 임의의 이차 함수 $f(x, y)$ 에 대한 2DWT는 다음과 같이 정의된다 [15].

$$W_d f(j, (n, m)) = \langle f(x, y), \Psi_2((x-2^{-j}n), (y-2^{-j}m)) \rangle_{(m, n) \in Z^2} \quad (2)$$

위에서 사용된 이차원 wavelet 함수와 scaling 함수는 일차 함수 $\psi(x)$, $\phi(x)$ 의 product로 다음과 같이 정의된다[3,15].

$$\Phi_2(x, y) = \phi_2(x)\phi_2(y), \quad \Psi_2^1(x, y) = \phi_2(x)\psi_2(y) \quad (3)$$

$$\Psi_2^2(x, y) = \psi_2(x)\phi_2(y), \quad \Psi_2^3(x, y) = \psi_2(x)\psi_2(y) \quad (4)$$

Stromberg, Battle 그리고 Daubechies[4] 등에 의해서 wavelet 함수들에 대한 다양한 bases가 개발되었다. Antonini[21] 등은 이들 bases 중에서 cubic spline wavelet 이 이미지에 관련된 응용에 가장 적합하다는 결과를 보였다. 한편, Mallet[5]은 임의의 함수에 대한 wavelet bases를 QMF 필터 뱅크를 이용하여 표현 할 수 있으며 이들 필터를 피라미드 알고리즘에 적용하면 2DWT를 구현할 수 있음을 보였다[2,3,15,16,17,18,19,20]. 그림 1에서는 이 피라미드 알고리즘의 기본 구조를 보여주고 있다. 그림에 나타난 G , H 는 QMF이다. 이 알고리즘을 통해 얻어지는 3개의 세부 신호 $D_2^1 f, D_2^2 f, D_2^3 f$ 는 서로 orthogonal한 정보를 가지게 되는데, 대략 원 이미지에서의 수평, 수직 그리고 대각선 성분에 대한 정보를 각기 나타낸다. 본 논문에서는 Antonini[21]의 연구결과에 따라 cubic spline을 사용하였는데 이 wavelet에 해당되는 H, G 의 임펄스 리스펀스 $h(n)$, $g(n)$ 는 [2]에서 볼 수 있다.

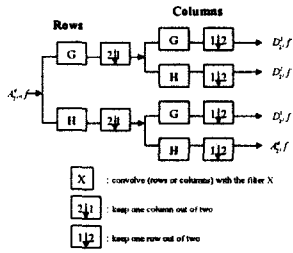


그림 1. 입력 $A_{2^{j+1}f}$ 에 대한 피라미드 알고리즘

Figure 1. Decomposition of an image $A_{2^{j+1}f}$

2DWT는 앞에서 언급한 것과 같이 입력 이미지를 보다 간략화 되고 중복되지 않은 3가지의 세부 이미지로 분해하여 이미지에 대한 분석을 보다 쉽게 해주기 때문에[21] 미세부신호들을 이용하면 효과적으로 패턴인식이 가능할 것이다. 그러나 2DWT를 직접 패턴 인식 분야에는 사용할 수 없다. 인식 대상이 되는 패턴은 이미지의 어느 곳에도 위치 할 수 있기 때문에 패턴인식에 사용하려는 변환은 패턴의 위치에 무관한 특징을 추출할 수 있어야 한다. 그러나 2DWT에는 이런 위치에 불변하는 특성이 없다. 그림 2는 한 종류의 패턴을 서로 다른 위치에 가지고 있는 2개의 이미지에 대한 wavelet 변환 결과를 보여주고 있다. 그림에서 변환의 결과가 패턴의 위치에 따라서 달라짐을 볼 수 있다. 따라서 이 문제가 해결되어야 만 2DWT의 좋은 특성을 패턴인식에 사용할 수 있는 것이다.

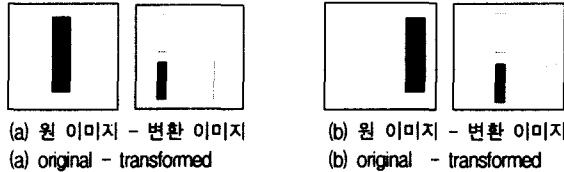


그림 2. 다른 위치 패턴에 대한 wavelet 변환
Figure 2. Translated patterns and their transforms

다음 장에서는 이런 위치 변형 문제를 해결하여 2DWT를 패턴인식에 효과적으로 적용할 수 있도록 하기 위해 본 논문에서 제안한 이차신경망 기반의 방법을 소개한다.

3. 이차 신경망을 이용한 해결 방안

2장에서 설명한 위치에 불변하는 특성이 없는 wavelet 변환의 문제점을 해결하여 패턴인식에 사용할 수 있도록 한다. 제안 방법의 핵심은 이차신경망을 이용한 후처리 방법이다. 본 장에서는 먼저 [12, 13]에서 제안된 위치 이동에 무관한 이차 신경망에 대해서 간략히 소개한 후, 이를 이용해서 구축된 방법의 구조를 제시한다.

3.1. 위치에 무관한 특성을 가지는 이차신경망

일반적인 이차신경망의 노드 i 에 대한 출력 y_i 는 다음과 같이 주어진다. 여기서 Θ 는 비선형 함수, h_i 는 node i 의 입

력, W_{ijk} 는 가중치 행렬이고 x_j 는 입력 노드 j 의 값을 의미한다.

$$y_i = \Theta(h_i) = \Theta\left(\sum_j \sum_k W_{ijk} x_j x_k\right) \quad (5)$$

Giles [22] 등은 입력 이미지내의 두 픽셀간의 상대 거리를 이용하면 위치이동에 무관한 이차신경망을 얻을 수 있음을 보였다. 이미지내의 픽셀들이 p 픽셀만큼 이동하더라도 무관하게 인식하기 위해서는 학습식을 변경해야 하는데, 두 픽셀 $x_j, x_k (j < k)$ 이 모두 p 픽셀 만큼 이동된 경우와 이동이 발생하지 않은 가중치가 모두 같이 학습이 되면 이를 구현 할 수 있을 것이다.

$$W_{ijk} = W_{i(j-p)(k-p)} \quad (6)$$

식 (6)의 $W_{i(j-p)(k-p)}$ 에서 두 픽셀 x_j, x_k 사이의 거리 $(k-j)$ 를 정의할 수 있다. 이때 정의되는 거리의 의미는 노드 i 에 대한 가중치 W_{ijk} 들에서 같은 거리 관계를 가지는 (j, k) 쌍에 대한 모든 가중치를 같게 해줌으로써 위치 관계를 설정할 수 있다는 의미이다. 따라서 위치에 불변하는 이차신경망은 다음과 같은 수식을 이용하여 일차의 형태로 표현될 수 있다.

$$y_i = \Theta(h_i) = \Theta\left(\sum_j \sum_k W_{ij-k} x_j x_k\right) \quad (7)$$

식 (7)은 같은 거리를 가지는 모든 두 픽셀 조합을 모두 더하여 하나의 대표되는 입력노드로 구성하면 이차신경망 역시 MLP(Multilayer Perceptron)과 같은 형태를 가짐을 나타낸다. 이 픽셀간의 조합(product)들의 합(sum)을 이차특징(second-order feature)라 한다 [13,14,23]. 추출되는 이차특징의 차원은 만약 $m \times n$ 이미지를 고리하면 $2(m \times n) - (m + n)$ 크기가 된다. 이 이차특징은 위치변형을 소화하는 기능의외에, 인식에 사용하기 적합한 특성을 하나 더 가지고 있는데 그것은 인식에 필요한 중요 정보를 전체 특징차원 중 일부분에 집중시킨다는 것이다. 따라서 실제 만들어지는 특징 차원들 중 일부분만으로도 인식기능을 수행 할 수 있다. 실제 인식 실험 결과 전체 차원 중 20%만을 사용하여도 인식이 가능함은 이미 [13]에서 보였다.

3.2. 제안 구조

제안된 방법은 이진화 단계와 이차특징 추출을 통한 위치 보정 단계의 2단계 구조를 가진다. 그림 3은 전체적인 구조를 보여준다. 앞에서 설명한 이차신경망은 위치보정 단계에 해당된다. 단계 1의 edge 추출 단계는 생략이 가능하지만, 이 단계를 두는 이유는 wavelet 변환된 세부이미지에 있는 불필요한 부분은 제거함으로써 복잡한 패턴을 이차특징 추출 단계의 복잡도를 감소시키는 역할을 한다. 또한 wavelet을 응용하는 많은 사례에서는 잡음제거를 위해 변환 결과에 대한 역치값(threshold)을 적용하는 사례가 많은데, edge 추

출이 이 역할도 담당할 수 있는 것이다.

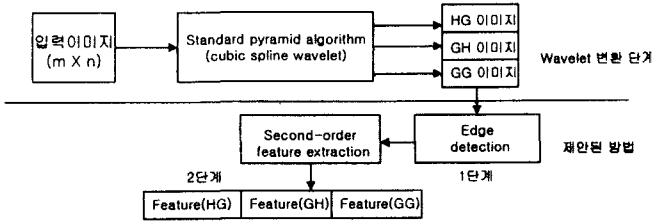


그림 3. 제안 방법의 구조의 전체 개요
Figure 3. Block diagram of the proposed method

제안된 방법은 다음과 같은 절차를 통해 wavelet 변환에서 발생하는 위치 변형을 해결하여 패턴인식에 사용 가능한 위치에 불변하는 형태로 변환된다. 먼저 입력 이미지에 대해서 1단계(level) wavelet 변환이 실행된다. 이때 1단계 wavelet 변환만을 고려한 것은 실제 다단계의 wavelet 변환인 경우, 이전 단계에서 얻어진 근사 신호를 입력으로 하여 다시 변환을 진행하는 순환 반복적인 형태를 취한다. 따라서 1단계에서 적용되는 방법은 다단계로 일반화가 가능하다. 따라서 제안 방법의 유용성을 1단계에 적용하여 증명하면 다단계에도 같이 적용될 수 있을 것이다. 사용된 wavelet은 cubic spline이지만, 제안한 방법은 wavelet의 종류에 무관하게 적용할 수 있는 일반성을 가지고 있다. 그 이유는 wavelet을 구현하는 기본 구조인 피라미드 알고리즘을 그대로 적용하기 때문이다. 1단계 wavelet 변환이 이루어지면 입력 이미지는 4개의 세부이미지로 재구성되는데 이 4개의 세부이미지는 원 이미지에서 발생한 위치변형을 그대로 가지고 있다. 이들 중 근사신호에 해당되는 HH이미지를 제외한 나머지 3개의 세부이미지 (HG, GH, GG)를 실제 인식에 사용하게 되는데 제안된 방법은 이 세 개의 세부이미지들을 입력으로 사용한다.

먼저 각 세부이미지들에서 edge를 추출한다. 패턴인식에서 edge정보의 유용성은 많은 다른 연구를 통해 증명되었으며, 특히 이미지의 형태를 잘 표현할 수 있는 좋은 방법이다. 더욱이 wavelet의 특성상 원래 이미지에서 보다 더욱 세밀한 edge의 추출이 가능하다[1,2,3]. 추출된 edge만을 이용하여 얻어진 이미지들은 두 번째 단계인 특징 추출 단계의 입력으로 들어간다. 특징 추출단계에서는 입력된 세부이미지내의 모든 픽셀들에 대해 [13]의 방법에 따라 같은 거리 관계의 두 픽셀에 대한 합을 구한다. 따라서 3개의 세부이미지 각각에 대해서 자기 이차특징 벡터가 생성되는데 이 단계를 거치게 되면 위치변형이 존재하지 않은 인식에 사용 가능한 특징이 된다. 최종적으로 이들 3개의 특징 벡터는 하나의 벡터로 누적된다. 실험에서는 이렇게 얻어진 특징이 실제 변형을 소화하는지를 직접적인 인식실험을 통해 알아본다.

4. 실험 및 평가

제안된 방법의 유효성을 검증해 보기 위해 몇 개의 테스트 이미지를 대상으로 실험을 진행하였다. 실험 방법은 추

출된 이차특징을 직접 MLP의 입력으로 사용하여 인식 실험을 진행하는 방법을 사용하였다. 이미 이차특징에 대한 기본적인 특성은 증명한 바 있으나, wavelet과 결합에 대한 인식실험은 다른 영역이며, 신경망의 경우 분석적인 방법을 이용한 증명은 매우 어렵기 때문에 실험적인 방법을 택하게 되었다. 인식 결과 위치 변형된 패턴들에 대해서 학습된 MLP가 올바르게 인식한다면 제안된 방법은 유효한 것으로 판단 할 수 있을 것이다. 실험에 사용한 데이터는 32x32의 크기를 가지는 4개의 실험 데이터이다. 데이터들은 수평, 수직, 대각선 성분들을 강조하기 위해 임의로 구성되었다. 이런 가상데이터를 사용하는 이유는 다음과 같다. 처음에 실험대상으로 삼은 데이터는 [12]에서 사용했던 4가지 종류의 비행기 패턴들이었다. 이 4가지의 비행기 패턴을 위치변형시켜서 행한 실험에서는 100%의 인식률을 얻었다. 그러나 비행기 패턴의 경우 수평, 수직, 대각선 성분 등 세부이미지에서의 직교성을 나타내기가 어려워, wavelet의 특성에 주안점을 두고 이를 효과적으로 패턴인식에 적용하는 방법을 설명하고자 하는 본 논문의 의도를 잘 나타내기가 어려웠다. 이에 수평 방향, 수직방향, 그리고 대각선 성분을 잘 나타낼 수 있는 패턴을 구성하여 사용하게 된 것이다.

4개의 기본 데이터는 학습용으로 사용되어진다. 인식에 사용할 데이터는 기본 데이터를 자기 임의로 위치를 이동시켜 만들게 되는데 각 기본 데이터 당 20개를 준비하였다. 따라서 실제 인식에 사용한 데이터의 총수는 80개이다. 그림 4는 실험에 사용된 데이터의 기본 형태를 보여준다. 그리고 인식 실험을 위해 구현된 MLP의 세부적인 구조가 표 1에 나타나 있다. 입력 노드의 수는 288개인데, 입력 32x32 이미지에 대한 wavelet 변환 결과로 얻어지는 세부 이미지의 크기는 16x16이다. 따라서 각 세부이미지로부터 480 차원의 특징 벡터가 나온다(2장의 이차특징 차원 수 참조). 여기에서 [13]에서 제안한 방법대로 상위의 값을 가지는 20%만을 선택하면 각 세부 이미지 당 96개의 차원을 가지는 특징 벡터를 만들 수 있고, 이들 모두를 합하면 288개의 차원을 가지게 되므로 실제 MLP의 입력차원은 288개이다. 출력 노드 4개는 자기 인식 대상의 수를 나타내며, 은닉층의 수는 임의로 선택하여 사용하였다.

<표 1> 구현된 MLP의 세부구조

<Table 1> Configurations of the Implemented MLP

파라미터	입력노드	은닉노드	출력노드	학습율	활성함수
지정 값	288	5	4	0.42	sigmoid

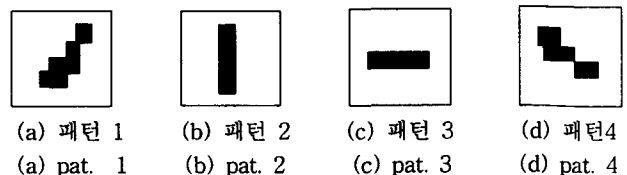


그림 4. 실험 데이터(기본형)

Figure 4. Images used in the experiments

실험 데이터 중 기본 형태를 이용하여 학습이 완료된 MLP에 대해서 인식용으로 준비된 80개의 데이터를 적용해 본 결과가 아래 표 2에 나타나 있다. 구현된 MLP는 100%의 인식율을 달성하였다. 실제로 한 패턴 당 준비된 20개의 이미지내의 패턴은 모두 위치가 다름에도 불구하고 이를 잘 인식하고 있는 것이다. 결과적으로 제안된 방법은 wavelet 변환에서 나타나는 위치변형 문제를 효과적으로 해결하고 있음을 실험적으로 알 수 있다.

<표 2> 인식 실험 결과

<Table 2> The results of the experiments

	패턴 1	패턴 2	패턴 3	패턴 4
인식수/ 패턴수	20/20	20/20	20/20	20/20

만약 이미지에 노이즈가 있는 경우, 위와 같은 100% 인식 결과를 얻기는 어려울 것임은 예상할 수 있다. 그러나 노이즈가 있는 이미지의 경우 제안된 방법을 이용하여 위치변형을 해결한다면 웨이브릿 영역에서의 인식이 이미지를 그대로 사용하는 것 보다 좋은 인식 결과를 얻을 수 있음은 다음과 같이 설명할 수 있다. 웨이브릿 영역에서의 잡음 제거가 기존의 원 영상을 저대역 필터를 이용한 잡음 제거 방법 보다 효율적임은 여러 연구를[24] 통해 이미 밝혀져 있다. 따라서 잡음이 있는 영상일지라도 웨이브릿 영역에서 우선 잡음을 제거한 후 그 결과 이미지를 이용하여 인식을 한다면 원 영상에서보다 효율적으로 인식을 할 수 있을 것이다. 이런 이유로 제안된 방법은 실제 패턴인식에서 요구되는 잡음에 무관한 인식을 구현하는데 보다 적절하리라 생각된다.

지금까지의 다른 접근 방법들[5,6,7,9,10,11]은 접근 방법에 따라 여러 가지 문제점을 보여왔다. 우선 기존의 피라미드 알고리즘을 수정하는데서 오는 구현의 어려움, 복잡한 계산의 요구 등은 패턴인식을 위한 특징추출방법으로의 사용에 제약이 되었다. 또한 [7]에서는 원 알고리즘 변형에 따라서 웨이브릿 변환의 결과 세부이미지들이 고유한 정보를 가지지 못하고 서로 중복되는 정보를 가질 수 있어 웨이브릿의 특성을 살리지 못하는 경우도 있었다. 제안된 방법은 이들에 비해 기존의 피라미드 알고리즘을 그대로 사용하면서 특정 base에 종속적이지도 않음으로써 세부이미지 간의 고유성을 유지할 수 있으며, 구현이 쉽고 계산이 단순하며 일반화되어 있다. 따라서 제안된 방법은 2DWT를 패턴인식에 효과적으로 사용할 수 있도록 하는데 좋은 도구가 될 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 2DWT이 직접 패턴인식에 사용 될 수 없는지를 보이고, 기존의 피라미드 알고리즘을 그대로 사용하면서 이 문제를 해결 할 수 있는 신경망 기반의 새로운 방법을 제시하였다. 그리고 제안된 방법이 유효함을 테스트 데이터를 이용한 실험을 통해 증명하였다. 제안된 방법은 다른 방법들에 비해 다음과 같은 장점이 있다.

1. 기존의 피라미드 알고리즘을 그대로 사용함으로 wavelet 자체에 대한 추가가 없기 때문에 구현이 단순.
2. wavelet base에 관계없이 일반화하여 적용 가능.
3. 패턴에서 나타나는 위치변형을 모두 소화할 수 있어 wavelet의 특징을 패턴인식에 그대로 사용하는 것이 가능.
4. 제안된 방법은 후처리의 형태로 단순한 픽셀간의 조합만을 고려함으로 많은 계산 시간이 필요치 않음.

감사의 글

본 논문은 2001년도 제주대학교 발전기금 학술연구비(생명과학연구소)에 의해 연구되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] M. Vetterli, "A theory of multirate filter banks," IEEE Trans. on ASSP, vol. 35, no. 3, pp. 356 - 372, Mar., 1987.
- [2] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation," IEEE Trans. on PAMI, vol. 11, no. 7, pp. 674 - 693, July, 1989.
- [3] S. G. Mallat, "Multifrequency Channel decompositions of images and wavelet models," IEEE Trans. on ASSP, vol. 37, no. 12, pp. 2091 - 2109, Dec., 1989.
- [4] I. Daubechies, "Orthonormal bases of compactly supported wavelets," Commun. Pure Appl. Math., vol. 41, pp. 909-996, Nov., 1988.
- [5] J. Liang and T. W. Parks, "Image Coding Using Translation Invariant Wavelet Transforms with Symmetric Extensions," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 7, no. 5, pp. 762 - 768, May, 1998.
- [6] G. G. Walter, "Translation and dilation invariance in orthogonal wavelets," Applied & Computational Harmonic Analysis, vol 1, pp. 344 - 349, 1994.
- [7] E. P. Simoncelli , W. T. Freeman and D.J. Heeger, "Shiftable multiscale transforms," IEEE Trans. Information theory, vol. 38, pp. 587 - 607, Mar., 1992.
- [8] S. G. Mallat, S. Zhong, "Characterisation of signals from multiscale edges," IEEE Trans. on PAMI, vol. 14, no. 7, pp. 710 - 732, July, 1992.
- [9] S. D. Macro, P. Heller and J. Weiss, "An M-band, 2-dimensional translation-invariant wavelet transform and applications," Proceeding of ICASSP, pp. 1077 - 1080, 1995.
- [10] I. Cohen, S. Raz, D. Malah, "Shift invariant wavelet packet bases," Proceeding of ICASSP, pp. 1081 - 1084, 1995.
- [11] J. Liang and T. W. Parks, "A translation invariant wavelet representation algorithm and its application," IEEE Trans. on Signal processing, vol. 44, pp. 225 - 232, Feb., 1996.
- [12] 이봉규, 조유근, "입력차원 축소를 이용한 이동 불변

- 2차신경망의 효율적 구현," 정보과학회 논문지, 제 21권, 제 12호, pp. 2383 - 2389, 1994.
- [13] B. Lee, S. Cho and Y. Cho, "Translation, scale and rotation invariant pattern recognition using PCA and reduced second-order neural network," Int'l Journal of Neural, Parallel and Scientific Computation, vol. 3, no. 3, pp. 417 - 429, 1995.
- [14] A. Grossmann, J. Morlet, "Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape," SIAM J. Math., vol. 15, pp. 723 - 736, 1984.
- [15] R. K. Young, Wavelet theory and its application, Kluwer Academic Publishers, 1993.
- [16] M. J. Shensa, "The discrete wavelet transform : Wedding the a Troun and Mallat algorithm," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 40, pp. 2464 - 2482, Oct., 1992.
- [17] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using the wavelet transform," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 1, no. 2, pp. 205 - 220, 1992.
- [18] R. H. Bamberger, S. L. Eddins, V. Nui, "Generalized symmetric extensions for size limited multirate filter banks," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 3, no. 1, pp. 82 - 87, Jan., 1994.
- [19] G. Pirani, V. Zingarelli, "Analytical formula for design of quadrature mirror filters," IEEE Trans. on ASSP, vol. 32, no. 6, pp. 645-648, June, 1984.
- [20] J. W. Woods, S. D. O'Neil, "Subband coding of images," IEEE Trans. on ASSP, vol. 34, no. 5, pp. 1278 - 1288, Oct., 1986.
- [21] M. Antonini, T. Gaidon, P. Mathieu and M. Barlaud. Wavelet transform and image coding. Wavelets in Image Communication. pp. 65 - 111. Elsevier. 1994.
- [22] C. L. Giles, T. Maxwell, "Learning, invariance, and generalization in high-order neural networks," Applied Optics, vol. 26, pp. 2972 - 2978, 1987.
- [23] W. A. C. Schmidt, J. P. Davis, "Pattern Recognition Properties of various feature spaces for higher order Neural Networks," IEEE Transaction on PAMI, vol. 15, no. 8, pp. 795 - 801, Aug., 1993.
- [24] Y. Xu, J. Weaver, D. Healy and J. Ju, "Wavelet transform domain filters : A spatially selective noise filtration technique," IEEE Trans. on Image Processing, vol 3, no. 6, pp. 747-758.

저 자 소 개



이 봉 규 (李 鳳 奎)
제주대 전산통계학과 조교수
Tel : 064-754-3593
E-mail : bklee@venus1.cheju.ac.kr