

# 이산 웨이브렛 변환을 이용한 2 차원 물체 인식에 관한 연구

박광호\*, 김창구\*, 기창두\*\*

## Analysis of 2-Dimensional Object Recognition Using discrete Wavelet Transform

Kwang Ho Park\*, Chang Gu Kim\*, and Chang Doo Kee\*\*

### ABSTRACT

A method for pattern recognition based on wavelet transform is proposed in this paper. The boundary of the object to be recognized includes shape information for object or machine parts. The contour is first represented using a one-dimensional signal and normalized about translation, rotation and scale, then is used to build the wavelet transform representation of the object. Wavelets allow us to decompose a function into multi-resolution hierarchy of localized frequency bands. The recognition of 2-dimensional object based on the wavelet is described to analyze the shape of object simultaneously at multiple levels of resolution. Discriminatory features are extracted using a multi-resolution analysis technique; the discrete wavelet transform(DWT). The feature vectors obtained using wavelet analysis is classified using a multi-layer neural network. The results show that, compared with the use of fourier descriptors, recognition using wavelet is more stable and efficient representation. And particularly the performance for objects corrupted with noise is better than that of other method.

**Key Words** : invariant feature(불변 특징), wavelet transform(웨이브렛 변환), pattern recognition(패턴인식), neural network(인공 신경망)

### 1. 서론

산업의 자동화와 고도화에 의해 생산 시스템에 시각을 이용한 연구가 많이 진행되고 있다. 특히 생산 시스템에서 시각 센서를 이용한 부품의 분류, 부품의 정렬, 불량 부품의 인식 및 검사, 문자 인식 등의 여러 작업이 있으며 다양한 시스템과 결합한 통합 시스템으로 발전하고 있다. 기존의 부품 검사나 분류 작업을 위한 물체의 인식은

주로 고정된 카메라와 대상 물체가 고정된 위치에서 주로 작업이 행해졌으나 산업 현장의 유연성의 확보를 위해 제약성이 없는 일반적인 인식 시스템에 대한 필요성이 증대 되어왔다. 실제 작업 환경에서는 검사나 분류 대상의 물체가 이동이나 회전이 발생할 수 있으며 또한 카메라의 높이 변화에 의한 영상의 크기 변화가 발생하게 되므로 이와 같은 변형에 무관한 인식이 이루어질 필요가 있다. 이에 따라 카메라와 인식 대상 사이의 기하학적

\* 전남대 기계공학과 대학원

\*\* 전남대 기계공학과

관계에 부관한 인식을 위해 두께 효과가 크지 않은 2 차원 물체의 불변 패턴 인식이 연구되어 왔다. Hu<sup>(1)</sup>에 의해 제안된 물체의 불변 인식을 위한 모멘트 기법(moment method)은 물체의 면적을 기반으로 하여 계산 시간이 많이 걸리며 영상의 왜곡에 민감하고 C.T.Zahn 에 의해 제안된 푸리에 특징(fourier descriptor)<sup>(2)(3)(4)</sup>에 의한 불변 인식은 물체의 윤곽선을 1 차원의 신호 처리 개념인 푸리에 변환(fourier transform)을 사용하여 물체를 인식하는 것으로 자료량의 축소 효과를 가져왔으나 유사도가 높은 물체의 인식 성능에는 만족스러운 결과를 얻지 못하고 있다. 본 연구에서는 물체의 인식을 위한 특징 추출 방법으로 웨이브렛 변환(wavelet transform)<sup>(5)(9)(10)</sup>을 이용하여 유사도가 높은 물체의 인식에 적용해 보았다. 푸리에 변환은 시간 영역에서 주파수 영역으로의 변환 과정에서 시간에 따른 변화 정보를 잃어버리게 되나 웨이브렛 변환은 시간 영역의 자료를 공간과 스케일영역으로 변환시켜 다해상도의 관점에서 신호의 특성을 파악할 수 있으므로 유사도가 높은 물체의 특징으로 사용될 수 있다. 본 연구에서는 입력 영상에 대해 물체의 경계선을 추출하고 물체의 이동, 회전 그리고 크기에 대해 불변의 경계선으로 정규화한 후 웨이브렛 변환에서 얻어지는 특징을 이용하여 신경회로망에 의해 기하학적인 변형에 무관한 2 차원 물체의 인식 시스템을 제안한다.

## 2. 웨이브렛 변환

### 2.1 웨이브렛의 정의

웨이브렛 변환은 단구간 푸리에 변환(Short Time Fourier Transform)의 여러 단점을 보완하여 고안되었다. 푸리에 변환과 웨이브렛 변환의 차이를 나타낸 Table 1에서 알 수 있듯이 푸리에 변환은 신호의 주파수 정보를 제공하지만 시간 정보를 잃어버리게 되나 웨이브렛 변환은 신호를 시간과 스케일영역으로 변환시켜 다해상도의 관점에서 신호의 특성을 파악할 수 있다. 이것은 입력 신호의 샘플링 주파수를 2분주(Dyadic)하게 분할할 수 있으며 웨이브렛 함수와 스케일링 함수를 입력신호와 곱하여 고주파와 저주파로 주파수 대역을 나누어 신호를 분석하는데 매우 유용하다. 웨이브렛 함수의 주파수 분할 특성은 모 웨이브렛(mother wavelet)의 종류에 따라 달라지며 일반적으로 웨이

브렛 변환에 사용되는 기본 함수를 웨이브렛이라 하며  $\psi_{a,b}(t)$ 로 나타낸다. 그리고 웨이브렛은 모 웨이브렛  $\psi(t)$ 로부터 유도되며 여기서  $\psi_{a,b}(t)$ 는 식 (1)과 같다.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서 a는 크기 변수(scaling factor)이며  $a > 0$ 이다. 그리고 b는 평행이동 변수(translation factor)이다. 이러한 웨이브렛을 이용한 어떤 신호 f(t)의 웨이브렛 변환  $CWT_s(a,b)$ 는 식(2)와 같다.

$$CWT_r(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt \quad (2)$$

위 식 (2)에서 보는 바와 같이 어떤 함수의 웨이브렛 변환은 신호 함수와 웨이브렛 함수 사이의 상관 관계 연산을 나타낸다.

### 2.2 허용 조건

어떤 한 신호 f(t)의 웨이브렛  $\psi(t)$ 가 웨이브렛 역변환이 존재하기 위해서는 허용 조건을 만족해야만 한다. 웨이브렛 역변환은 다음식(3)과 같다.

$$f(t) = \frac{1}{C_h} \iint_{-\infty}^{\infty} CWT_s(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{da}{a^2} db \quad (3)$$

Table 1 Comparison of fourier transform and wavelet Transform

|                | FT  | WT  |
|----------------|---|---|
| Basis function | Sine, cosine function<br>$\sin \omega t$<br>$\cos \omega t$ | Wavelet function family<br>$\frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$      |
| Form           | $\int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt$            | $\frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt$ |
| Information    | Frequency   | Scale(frequency)<br>Time  |
|                | Stationary signal   | Non-stationary signal   |

이다. 여기서 정규화 상수  $C_h$  는

$$C_h \equiv \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|H(f)|^2}{|f|} df \quad (4)$$

으로 정의되고 웨이브렛 역변환이 존재하기 위해서  $C_h < \infty$  를 만족해야 한다. 그러므로 웨이브렛 변환의 허용 조건에는  $f = 0$  일때  $|H(f)|^2 = 0$  이라는 것이 내포되어 있다. 웨이브렛 변환의 허용 조건은

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (5)$$

이다. 식 (5)는 어떤 함수가 웨이브렛 변환에 사용되는 웨이브렛이 되기 위해서는 평균이 0 이어야 한다는 것을 의미한다.

### 2.3 다해상도 웨이브렛 변환

다해상도 웨이브렛 변환(Multi-resolution wavelet transform)은 이산화된 웨이브렛 변환 함수를 정규 직교 좌표계에 적용함으로써 주어진 신호의 특성을 분해하여 나타내는 알고리즘으로 Mallet 과 Daubechies 등이 제안하였다<sup>(5)</sup>. 다해상도 신호 해석은  $L^2(\mathbb{R})$  공간을 서로 다른 해상도를 갖는 여러 개의 부공간인  $\{V_j, j \in \mathbb{Z}\}$ 로 분해한다. 이때  $\mathbb{Z}$  는 정수이며 이러한  $V_j$  를 생성하는 함수  $\phi \in L^2(\mathbb{R})$  를 스케일링 함수라 하고 웨이브렛 변환의 기저 함수  $\psi_{j,k}$  가 형성되는 공간  $W_j$  를  $V_{j-1}$  에서  $V_j$  의 차공간이라 한다. 이산 웨이브렛 변환은 스케일링 변수  $j$  와 이동 변수  $k$  를 이산화함으로써 얻어지며 각 스케일링 함수와 웨이브렛 함수는 다음 식으로 쓸 수 있다.

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - k) \quad (6)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (7)$$

Fig. 1 에서 신호  $f(t)$  는 스케일링 함수와 웨이브렛 함수를 이용하여 신호가 다해상도로 분해 되는 과정을 나타내며 레벨  $j$  일 때 고주파 필터를 통과한 성분의 신호와 저주파 필터를 통과한 성분 신호로 구분되어 표현될 수 있다.

입력 신호  $f(t)$  는 다양한 위치  $k$  와 스케일  $2^{j/2}$  에 따라 detail 신호인  $d_{j,k}$  와 approximation 신호  $c_{j,k}$  로 분해될 수 있으며 다음 식 (8)으로 표현될 수 있다.

$$f(t) = \sum_k c_{j,k} \phi_{j,k}(t) + \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (8)$$

$$\text{여기서 } d_{j,k} = \int f(t) \psi_{j,k}(t) dt$$

$$c_{j,k} = \int f(t) \phi_{j,k}(t) dt$$

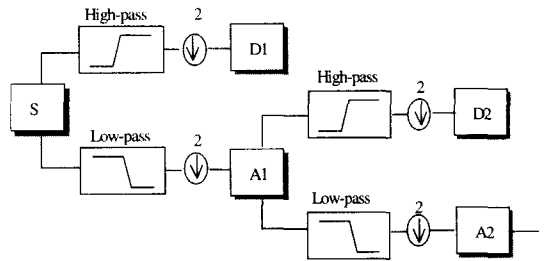


Fig. 1 Multi-level decomposition

## 3. 윤곽선의 정규화

### 3.1 윤곽선 추출

보통 CCD 카메라에 의해 획득된 영상은 전처리 과정을 거쳐야 하며 영상 전처리 과정은 영상 내 잡음을 제거하거나 히스토그램 평활화 등 영상의 개선과 영상의 용도에 따라 영상을 처리하는 과정이다. 이진화된 영상 내 물체의 윤곽선은 2차원 물체의 형상 정보를 포함하므로 물체의 윤곽선을 경계 추적 알고리즘을 이용하여 구하고 이들 윤곽선의 좌표는 윤곽선의 정규화를 위해 저장된다.

### 3.2 윤곽선의 정규화<sup>(6)</sup>

영상의 이동이 발생할 때 물체의 경계점은 영상의 중심 좌표에서의 거리가 항상 일정하므로 이동에 대한 불변이 되도록 기준점을 물체의 중심인 기준점  $(\bar{x}, \bar{y})$  으로 하여 기준점과 경계 화소간의 각에 대한 거리 함수  $r(\theta)$  로 표현할 수 있으나 각의 함수는 임의의 각에 대해 다수의 경계점을 가질 수 있으므로 화소의 길이(L)에 따른 거리 함수  $r(L)$  로 표현하는 것이 보다 정확하며 다음 식으로 표현될 수 있다.

$$\hat{x}(L) = x(L) - \bar{x} \quad (9)$$

$$\hat{y}(L) = y(L) - \bar{y} \quad (10)$$

$$r(L) = \sqrt{\hat{x}(L)^2 + \hat{y}(L)^2} \quad (11)$$

$$\alpha(L) = \arctan \left[ \frac{\hat{y}(L)}{\hat{x}(L)} \right] \quad (12)$$

경계선의 시작점은 회전에 따라 달라지므로 회전에 대한 불변을 만들기 위해서는 영상의 경계점 중에서 출발점을 일치시키기 위해 식 (11)에서 각 함수의 최대값을 갖는 점이나 최소값을 갖는 점에서 시작점으로 하여 회전에 대해 정규화하게 되는데 만약 물체의 대칭성에 의해 다수의 최대, 최소의 후보점이 발생하게 되면 각 최대, 최소의 후보점 간에 기울기의 최대값이나 최소값을 사용하여 일치된 시작점을 찾는다.

영상의 크기 불변은 영상의 경계점에서 얻어진 거리의 크기를 전체 크기의 평균값과 표준 편차에 의해 정규화시키기 위해 다음 식 (13)과 (14)를 사용한다.

$$s(L) = r(L) - \text{mean}[r(L)] \quad (13)$$

$$\text{normalized } s(L) = \frac{s(L)}{\text{standard deviation } s(L)} \quad (14)$$

그러나 이러한 크기의 정규화는 각 영상이 가질 수 있는 화소의 길이가 다양하므로 전체 영상의 경계를 한 바퀴 도는데 걸리는 주기가 다르므로 주기의 정규화가 필요하다. 이에 따라 각 영상에 대한 주기를 3차 스프라인을 이용하여 일치된 주기가 되도록 재 샘플링하여 이동, 회전 그리고 크기에 무관한 2 차원 영상의 윤곽을 나타내는 주기 신호로 표현할 수 있다.

#### 4. 신경 회로망

본 연구에서 물체 인식을 위한 분류기로 신경망의 오차 역전파 알고리즘(Back propagation neural network)을 사용한다. 신경회로망의 구조는 뉴런들의 연결에 의해서 구성이 되며 여러 개의 뉴런들은 무리를 이루어서 하나의 층을 이루고 하나 이

상의 이러한 층들이 서로 연결되어 신경회로망을 이룬다. 같은 층 내에 있는 뉴런들은 모두 동일한 결합함수와 전달함수 그리고 학습방법을 가진다. 입력층은 신경회로망의 외부로부터 입력을 받아들이고 은닉층은 하나 혹은 그 이상의 층으로 구성되며 출력층은 처리가 일어난 후의 값을 신경회로망 외부로 전송한다. 오차 역전파 알고리즘은 출력층의 출력값과 기대값의 오차를 연결된 이전 층으로 역전파시키는 것이다. Fig. 2은 델타 규칙(Delta rule)에 의한 오차 역전파 신경회로망의 구조를 보여준다.

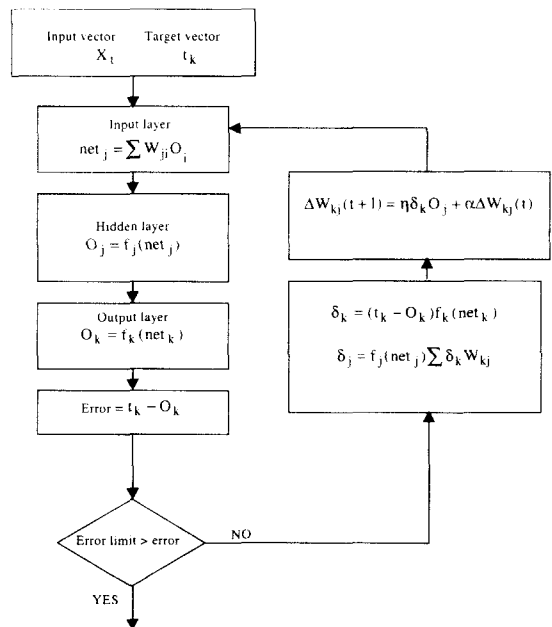


Fig. 2 Algorithm of neural network

### 5. 시뮬레이션 및 결과

#### 5.1 영상 인식 실험

시뮬레이션을 위한 영상은 유사도가 높은 Fig. 3에서와 같이 2 차원 나사의 옆면 영상을 대상으로 하였다. 신경회로망의 학습을 위하여 각 3 종류(screw A,B,C)의 영상에서 물체의 이동이 발생하는 영상 10장, 회전이 발생하는 영상 10장(시계 방향으로 10도 간격), 물체의 크기가 변화하는 영상 5장으로 각 종류 별 25장 씩 총 75장을 사용하

있으며 테스트 영상으로 각 종류별 이동과 크기 또는 회전이 함께 발생하는 영상으로 30 장씩 90 장의 영상을 가지고 실험하였다. 크기 영상의 범위는 60~120%의 축소 영상과 확대 영상으로 한정하여 실험하였다. 물체는 각 이미지 평면 내에 위치하며 물체간의 겹침은 없다고 가정하고 영상은 512x512 화소로 구성된 16 비트의 그레이 해상도를 갖는다.

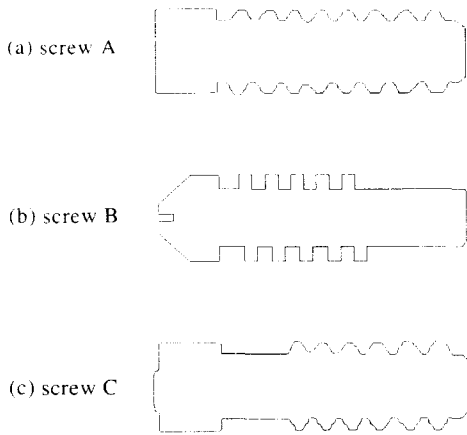


Fig. 3 Contours of screw A, B, C

특징 추출은 정규화된 윤곽선 신호의 이산 웨이브렛 변환하여 얻어진 각 단계의 웨이브렛 계수를 특징 벡터를 사용하는 방법과 E.Person 에 의해 제안된 방법인 퓨리에 기술자를 이용한 특징 벡터로 인식 성능을 비교하였다. 전체적인 영상의 인식 실험 개략도는 Fig. 4 에 나타냈다. 먼저 물체의 경계선을 웨이브렛 변환하기 전에 경계선의 정규화를 해야 하며 Fig. 5 에 각 나사 영상(A,B,C)의 경계선을 이동, 회전 그리고 크기에 대한 정규화한 것을 보여준다. 각도는 윤곽선의 한 주기를 형성할 때 360도가 되는 지를 확인할 수 있으며 각 종류의 나사를 다해상도 웨이브렛 변환한 것이다.

윤곽선의 한 주기 동안의 픽셀의 크기는 각 물체가 약간씩 차이가 있으므로  $2^j$ 의 주기로 정규화하였다. 정규화된 윤곽선은 Daubechies 의 db4 웨이브렛 함수를 사용하여 레벨 6 단계로 이산 웨이브렛 변환하여 나타내면 Fig. 6 과 같다. 이것은 웨이브렛의 다해상도 분해로 A6는 레벨 6의 App-

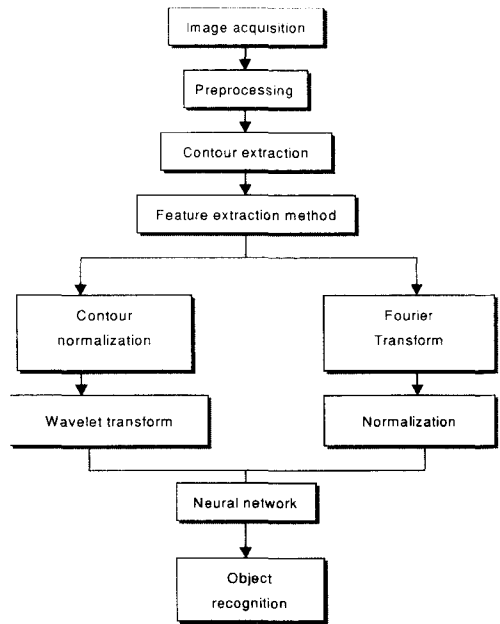
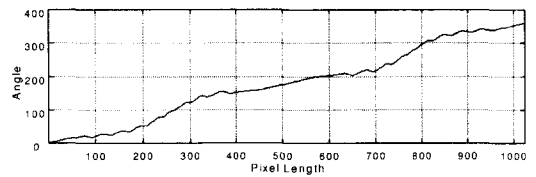
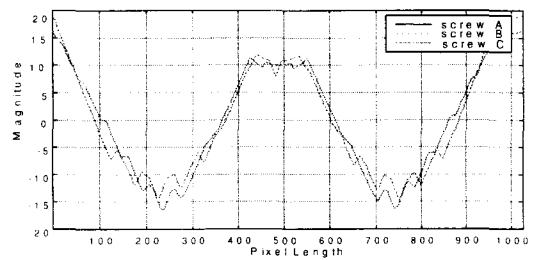


Fig. 4 Schematic diagram of object recognition



(a) Angle of contour



(b) Contours of screw A,B,C

Fig. 5 Angle and normalized contours of screw A,B,C

roximation 값을 나타내며 D1, D2, D3, D4, D5, D6 은 웨이브렛 함수와의 상관관계를 나타내는 웨이브렛 계수가 각 시간에 따라 다르다는 것을 Fig. 6 에서 알 수 있다. 세 종류의 물체를 인식하기 위한 특징으로 D6, D5, D4, D3 의 웨이브렛 계수의 절대값

과 시간 영역을 3 개의 영역(1:300, 301:650, 651:1024)으로 나누어 각 단계와 시간 구역에서 웨이블릿 파워스펙트럼의 합을 특징 벡터로 사용하였다<sup>(10)</sup>. 원 윤곽선 신호는 크기가 큰 저주파수 성분을 주로 포함하고 있으며 고주파수의 성분은 상대적으로 작기 때문에 D1 과 D2 는 상당히 작은 값을 나타내며 이들은 고주파 영역을 의미하므로 영상의 잡음과 왜곡의 영향을 많이 받을 수 있으므로 물체 인식의 특징으로 사용하지 않았다. Fig. 7 은 나사 영상 A 를 레벨 6 단계로 웨이블릿 변환하여 얻어진 웨이블릿 계수와 각 단계에서의 웨이블릿 계수의 절대값을 칼라맵으로 나타낸 것이다. 영상의 특정 시간 영역이나 물체의 국부적인 특성이 다른 레벨의 대역에서 특정 시간대에 존재함을 알 수 있다. 그러므로 각 영상의 웨이블릿 변환은 유사도가 높다 하여도 각기 다른 스케일에서의 상이한 값을 얻을 수 있으며 이것은 곧 영상의 인식에 중요한 특징이 될 수 있다. 즉 나사산 형태의 차이와 나사 머리의 존재 여부가 시간 대역과 특정 스케일에서 관별 될 수 있다. 세 종류의 나사에 대한 영상을 웨이블릿 변환하여 얻은 특징 벡터를 가장 큰 값으로 정규화하여 Fig. 8 에 나타내었다.

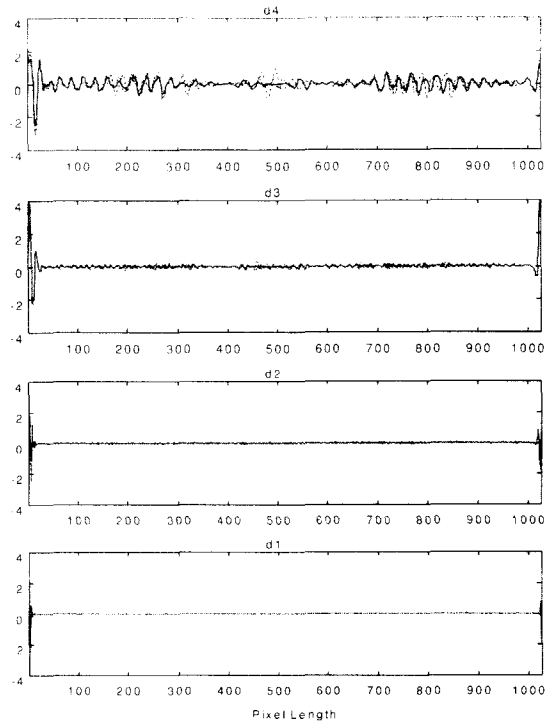


Fig. 6 Wavelet transforms at level 6

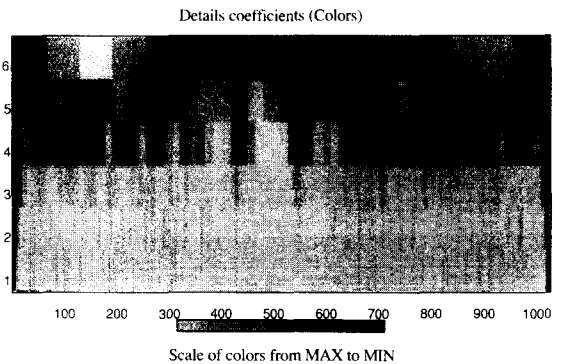
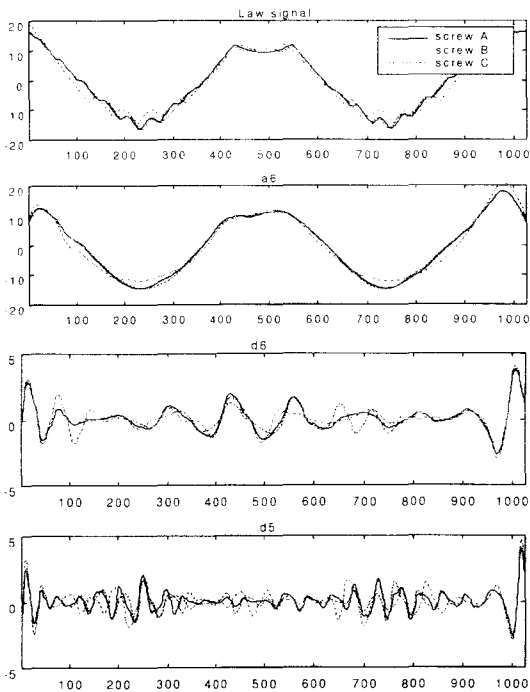


Fig. 7 Wavelet detail coefficients of screw A

레벨 4 단계까지의 detail 계수에서 3 개씩 총 12 개의 특징 벡터를 구성한다. 그러나 D3 의 특징 값이 상대적으로 너무 작아 신경회로망의 학습에는 D6, D5, D4 의 9 개의 특징 벡터만을 사용하였다. 윤곽선의 정규화 과정 중 실제적으로 영상 내 물체의 기하학적 변형이 발생할 때 윤곽선의 변형이 발생하므로 이에 따른 특징 벡터의 오차를 살

과보기 위해 나사 A의 이동(5 상), 회전(10°, 20°, 30°, 40°, 45°), 크기(5 상) 영상의 특징벡터 값의 분포를 살펴보았다. Fig. 9에서 알 수 있듯이 이동 변형이 발생할 때는 오차가 거의 발생하지 않으나 회전이 발생할 때 45° 방향 회전 시 가장 큰 오차를 보였으며 이것은 화소의 효과에 의한 것으로 생각된다. 또한 크기의 변화가 발생할 때 기준 물체의 0.6 배 이하의 큰 스케일 변화에 대해서는 오차가 약간 커질 것으로 생각된다. 그러나 각 물체의 특징 벡터가 차이가 크므로 큰 영향을 미치지 않는 것이다.

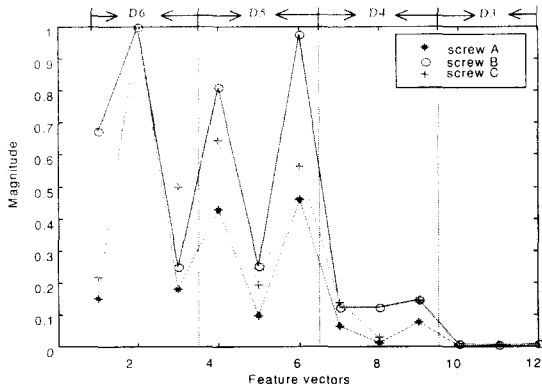


Fig. 8 Feature vectors by wavelet transform

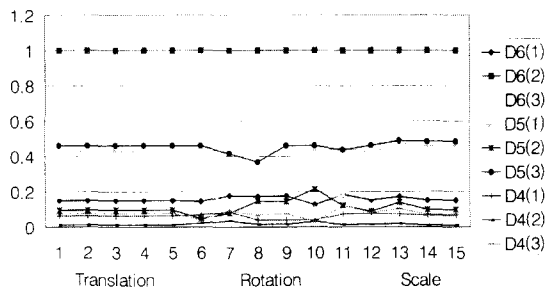


Fig. 9 Distribution of feature value(screw A)

인식을 비교를 위해 푸리에 불변 특징 벡터 24 개를 구하여 각각 Fig. 10에 나타냈다. 윤곽선의 신호가 시간의 함수가 아니라 화소 길이의 함수이므로 실제 주파수는 의미가 없고 푸리에 변환되어진 값의 순서가 의미 있는 값이 된다. 푸리에 특징의 비교에서 보듯이 인식 물체의 유사도가 높으므로 기본 주파수는 같지만 각 나사의 머리와

나사가 약간씩 차이가 있어 고차항까지의 비교가 필요하므로 비교적 많은 수의 특징 벡터가 필요하다. 그러므로 크기가 가장 큰 기본 주파수로 정규화하여 전체의 특성을 나타낼 수 있도록 24개의 특징벡터를 사용하였다. 신경회로망의 입력으로 푸리에 특징 벡터의 입력 노드수는 24 그리고 웨이브렛 특징 벡터의 입력 노드수는 9개로 하였으며 모멘텀 0.9, 학습률 0.1에서 최고 인식 성능을 나타내는 은닉층의 노드수와 함께 최고 인식 결과를 Table 2에 나타내었다.

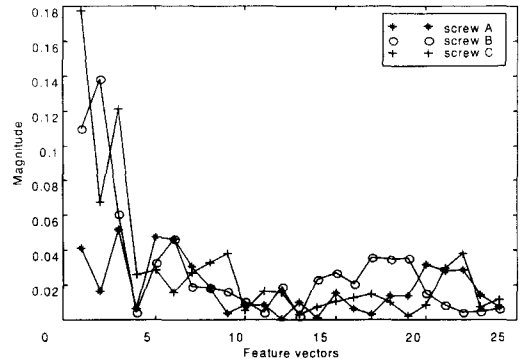


Fig. 10 Feature vectors by fourier transform

푸리에 인식은 학습 속도가 시간이 걸렸으며 인식성능도 다소 떨어진 반면 웨이브렛 특징에 의한 인식은 빠른 속도와 우수한 성능을 나타냈다. 오인식의 영상을 조사해 보면 대부분 주로 물체의 복합 변형인 회전 변형과 함께 축소 변화가 클 때 오인식으로 나타났으며 이진화 과정 중 윤곽선의 변화가 생긴 것이 많았다.

Table 2 Comparison of recognition results

| 구분                 | Fourier           | Wavelet           |
|--------------------|-------------------|-------------------|
| Hidden layer       | 40                | 20                |
| Momentum           | 0.9               | 0.9               |
| Learning rate      | 0.1               | 0.1               |
| Recognition result | 91.11%<br>(82/90) | 96.67%<br>(87/90) |

### 5.2 왜곡 영상 인식 실험

다음은 불변 인식의 강인성을 알아 보기위해

왜곡영상의 인식 실험을 해보았다. 영상의 왜곡은 카메라와 조명 조건 등에 의해 영상 내 물체의 형상이 상당부분 왜곡이 될 수 있고 영상 잡음의 영향 등의 다양한 왜곡 환경이 내재하므로 왜곡 영상의 인식은 특징 추출 방법의 강인성을 잘 보여 줄 수 있다. 잡음에 노출된 효과를 위해 원 영상에 SNR(신호/잡음)가 25db 인 노이즈를 첨가하여 영상 왜곡에 대한 실험을 해보았으며 Fig. 11 은 왜곡된 영상의 윤곽선을 보여준다. 왜곡이 없는 영상에서 혼련된 가중치값과 바이어스값을 사용하였으며 인식 결과는 Table 3 에 나타내었다. 푸리에 특징은 왜곡 시 윤곽선의 변화에서 저주파수 영역의 영향은 나타나지 않지만 고주파수로 갈수록 영향이 나타났으며 인식율이 떨어지는 경향을 나타냈다.

왜곡된 윤곽선 신호를 웨이브렛 변환하여 각 스케일과 각 시간 대역에서의 웨이브렛 계수의 변화를 보면 고주파 필터의 기능이 되는 레벨 1의 D1과 레벨 2의 D2는 잡음에 의한 값의 증가를 보이지만 하위 레벨의 웨이브렛 계수의 값에는 변화가 없었다. 즉 웨이브렛 변환 후의 Approximation 값이 바로 잡음 제거된 값을 의미하기 때문에

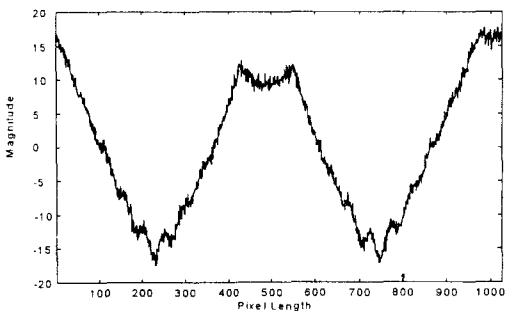


Fig. 11 Contour of screw A with noise

Table 3 Recognition results of image with S/N=25db

| 구 분                | Fourier           | Wavelet           |
|--------------------|-------------------|-------------------|
| Hidden layer       | 45                | 22                |
| Momentum           | 0.9               | 0.9               |
| Learning rate      | 0.1               | 0.1               |
| Recognition result | 86.67%<br>(78/90) | 95.56%<br>(86/90) |

하위 레벨의 성분은 크게 영향을 받지 않는 것으로 나타났다. 잡음 성분은 주로 고주파수 영역이므로 신호의 분해 레벨이 증가하면서 주파수 통과 대역이 작아지므로 노이즈에 대한 필터링의 기능을 갖는다고 할 수 있다. 이것은 웨이브렛의 또 다른 특성으로 생각될 수 있다<sup>(5)(9)</sup>.

## 6. 결론

2차원 불변 인식은 패턴 인식, 로봇 비전, 시각 검사 등에서 중요한 문제이다. 본 논문에서는 2차원 영상에 대한 물체의 윤곽선을 구한 후 이동, 회전 그리고 크기에 대해 정규화하고 특징 추출 방법으로 웨이브렛 변환을 사용하여 다양한 스케일로 분해하여 시간과 스케일의 다해상도 관점에서 2차원 물체의 불변 인식에 적용하였다. 기존의 특징 추출 방법과 함께 시뮬레이션의 결과를 통해 다음과 같은 결론을 얻었다.

푸리에 불변 특징은 주로 물체의 전역적인 특징인 저주파수 영역을 사용하므로 왜곡에 크게 영향을 받지 않지만 유사도가 높아지는 경우 시간 정보를 제공하지 못하므로 많은 입력 벡터의 증가가 필요하며 학습 속도도 상당히 떨어지는 것으로 생각된다.

정규화된 신호의 웨이브렛 변환을 사용한 특징은 다단계로 신호를 분해하여 시간과 스케일 영역에서 특징을 사용하므로 기존의 방법에 의한 특징들보다 안정된 특징값을 보였으며 적은 입력 벡터에 의해 학습 속도가 빠르고 인식 성능이 뛰어나며 윤곽선의 왜곡에도 우수한 강인성을 보였다.

본 연구를 통해 웨이브렛 변환에서 얻어진 웨이브렛 계수를 이용한 특징 벡터가 2차원 물체의 인식에서 우수한 성능을 나타내며 잡음의 강인성을 가질 수 있다는 것을 알 수 있었다.

## 참고문헌

1. M.K Hu, " Visual Pattern Recognition By Moment Invariants," IRE Trans. Information Theory, Vol. 8, pp. 179 ~ 187, Feb. 1962.
2. C. T. Zahn and R. Z. Roskies, "Fourier descriptors for plane close curves," IEEE Trans. on Computer., Vol. SMC-7, No. 3, March 1972.
3. E. Person and K.S. Fu, "Shape discrimination using Fourier Descriptors," IEEE Transactions on Syst.



- Man, Cybern., Vol. SMC-7, No. 3, March 1977.
4. 김홍봉, "신경회로망을 이용한 1 자유도 물체인식," 포항공과대학원 석사학위논문, 1991.
  5. Gilbert Strang and Truong Nguyen, "Wavelets and Filter Banks," Wellesley-Cambridge, 1996.
  6. Quang Minh Tieng and W.W. Boles, "Recognition of 2D Object Contours Using the Wavelet Transform Zero-Crossing Representation," IEEE Trans on PAMI, Vol. 19, No. 8, August 1997.
  7. P. Wunsch and A. F. Laine, "Wavelet descriptors for multi-resolution recognition of hand-printed characters," Pattern Recognition Vol. 28, pp. 1237-1249, 1995.
  8. J.P.Antoine, R.M. Cesar Jr, "Shape characterization with wavelet transform," signal processing 62, pp. 265-290, 1997.
  9. Michel Misiti and Yves Misiti, Wavelet user's Guide, The MathWork, Inc. 1996.
  10. Sven Loncaric, "A survey of shape analysis techniques," Pattern Recognition, Vol. 31, NO. 8, pp. 983-1001, 1998.