

論文96-33B-8-4

# 불변 패턴인식 알고리즘의 비교연구

## (Comparison of Invariant Pattern Recognition Algorithms)

姜大星 \*

(Dae-Seong Kang)

## 요 약

본 논문은 입력 패턴의 위치 이동, 회전, 또는 크기 변형에 무관하게 인식하는 기존의 물체형상 특징(object shape feature: OSF), 기하학적 푸리에 멜린 변환(geometrical Fourier Mellin transform: GFMT), 모멘트 불변성(moment invariants: MI), centered polar exponential transform(CPET) 알고리즘들의 비교 연구에 관한 것이다. 패턴에 대한 기술(pattern description)은 분명히 패턴 인식에서 가장 중요한 관점들 중의 하나이며, 이것은 패턴 모양의 위치, 회전, 또는 크기를 독립적으로 기술하는데 유용하다. 먼저 기존의 불변 패턴 인식 알고리즘들의 문제점을 언급하고 같은 기준을 사용하여 그들의 성능을 비교 분석한다. 여러 개의 변형된 영상들에 대한 컴퓨터 모의 실험을 통하여 CPET 알고리즘의 성능이 다른 알고리즘들 보다 우수함을 보였다.

## Abstract

This paper presents a comparative study of four pattern recognition algorithms which are invariant to translations, rotations, and scale changes of the input objects; namely, object shape features(OSF), geometrical Fourier Mellin transform(GFMT), moment invariants(MI), and centered polar exponential transform(CPET). Pattern description is obviously one of the most important aspects of pattern recognition, which is useful to describe the object shape independently of translation, rotation, or size. We first discuss problems that arise in the conventional invariant pattern recognition algorithms, then we analyze their performance using the same criterion. Computer simulations with several distorted images show that the CPET algorithm yields better performance than the other ones.

## I. 서론

영상처리와 컴퓨터 비전 분야에서 컴퓨터를 이용한 자동 패턴인식 기법은 중요한 문제 중의 하나이다. 실외 환경에서의 입력 패턴은 주변의 상황과 영상의 획득 위치 등에 따라 그의 표준 패턴에 대하여 변형될 수 있다. 그리고 최근에는 입력 패턴이 그의 표준 패턴에 대하여 위치 변화가 있거나, 어느 정도 회전되었거나, 혹은 크기가 다를 경우, 이들을 인식하는 알고리즘

의 연구가 널리 행하여지고 있다. 패턴 인식은 입력 영상에 존재하는 패턴들에 대한 특징들과 미리 저장된 패턴인 모델에 대한 특징들의 비교를 통하여 이루어진다. 패턴 인식을 필요로 하는 여러 분야에서 입력 패턴이 표준 패턴에 대하여 변형되어 있을 경우가 자주 발생한다. 이러한 경우에는 인식하고자 하는 패턴이 저장되어 있는 모델 패턴과 서로 같은 패턴일 경우에도 서로 다른 부류의 패턴으로 인식할 수 있다. 이와 같이 변형된 패턴이 입력될 때, 일반적인 패턴 인식기에 있어서 큰 장애가 되며 이런 문제를 해결하기 위하여 표준 패턴의 여러가지 변형들에 불변인 여러 가지 알고리즘들이 제안되고 있다.

\* 正會員, 東亞大學校 電子工學科

(Department of Elec. Eng., Dong-A Univ.)

接受日字:1995年4月22日, 수정완료일:1996年7月22日

OSF<sup>[1][2]</sup>는 입력 영상에 있는 물체 형상의 특징들

을 추출하여 인식을 위한 특징 벡터로 사용하며, 여기서 사용되는 특징들은 물체의 주변길이(perimeter), 면적, 신장성(elongatedness), 또는 물체의 편심률(eccentricity) 등에 의하여 정의될 수 있다. 이들 패턴의 특징을 사용하여 입력 영상에 있는 물체의 위치 변화, 회전 이동, 그리고 크기 변화와 같은 변형들에 무관한 특징 벡터를 유도할 수 있으나 시간이 오래 걸리며, 특징 벡터의 선택에 따라 인식 결과의 차이가 크다. 즉, 인식하고자 하는 입력 패턴에 따라 특징 벡터를 선택함에 있어서 많은 실험을 거친 후에 결정하여야만 좋은 결과를 기대할 수 있다는 단점이 있다.

위치 이동과 크기 변화에 대하여 불변성을 갖는 푸리에 맵린 변환과 회전 이동에 대하여 불변성을 보장하는 기하학적 변환을 결합한 GFMT<sup>13-41</sup>는 두 번의 푸리에 변환에 의하여 입력 영상의 정보를 너무 많이 잃게 된다. 또한 영상 영역화의 결과로 생길 수 있는 입력 패턴 주위의 잡음에 의하여 위치 이동에 대하여 정규화가 제대로 이루어지지 않아 원하는 결과를 기대할 수 없게 된다. 즉, GFMT는 맵린 변환 전에 정확하게 입력 패턴에 대한 위치 이동 정규화가 이루어져야 하는 단점이 있다.

또 다른 알고리즘들은 입력 영상에 있는 패턴으로부터 모멘트 불변성(moment invariance)<sup>15-91</sup>을 취하여 인식 시스템의 특징 벡터로 사용한다. 이는 입력 패턴으로부터 계산된 대수학적 모멘트이며, 사용되는 특징 벡터의 수가 다른 알고리즘보다 적은 반면 잡음에 매우 민감하게 반응하는 단점이 있다. Fukushima<sup>10-121</sup>는 니오코그니트론이라는 시각 패턴 인식을 위한 층(layer)들 사이의 복잡한 상호연결을 갖는 다층 구조의 신경회로망 모델을 제안하였다. 이 신경회로망은 입력 영상에 있는 위치 오차 및 잡음을 갖는 패턴을 인식할 수 있는 장점을 갖고 있지만, 상당히 복잡한 상호연결에 의해 이런 능력을 얻는다는 단점이 있다.

본 논문에서는 기존 알고리즘들의 단점을 보완할 수 있는 polar exponential 변환과 푸리에 변환의 크기를 결합한 패턴 인식 알고리즘을 제안하고, 이를 기존의 패턴 인식 알고리즘들과 비교 분석한다. 처음에는 잡음을 부가하지 않은 60개의 패턴에 대하여, 다음에는 가우시안 잡음준위를 증가시키면서 알고리즘들의 성능을 평가하였다. 이차원 패턴 인식에서의 polar exponential 변환은 크기 및 회전 변화에 대하여 무관한 성질을 갖는 위상 수학적 매핑이다. 영상 공간에서의 회전

과 크기 변형이 있는 입력 패턴을 polar exponential 변환시키면, 변환된 공간에서의 위치 이동으로 나타난다. 이를 실행한 후 푸리에 변환의 크기를 취하면 위치 변화, 회전 이동, 그리고 크기 변화에 무관한 특징 벡터를 얻을 수 있다. 널리 알려진 다른 알고리즘들과 제안된 알고리즘을 비교하여 보았을 때 위치, 회전, 및 크기 변형을 가지는 입력 패턴들에 대해서도 CPET 알고리즘이 더 효율적이며 가우시안 잡음 환경에서도 인식 확률이 더 높음을 보인다.

## II. 불변 패턴 인식 알고리즘(Invariant pattern recognition algorithms)

### 1. 물체형상 특징(OSF) 기법

많은 영상 해석문제에 있어서, 물체형상 특징들은 물체의 주변길이(perimeter), 면적, 물체의 신장성(elongatedness), 또는 물체의 편심률(eccentricity) 등에 의해 표현될 수 있다. 그림 1은 물체형상 특징 기법을 사용한 불변 패턴 인식 알고리즘의 순서도를 보여 주며, 이 알고리즘의 입력으로는 영역화된 이진 영상이 사용되었다.

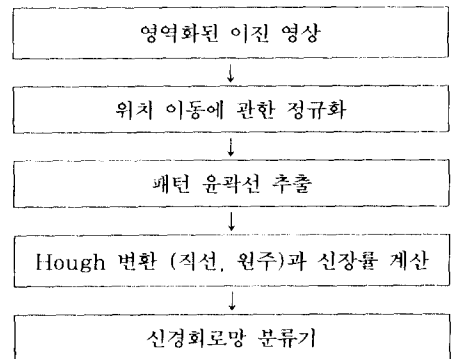


그림 1. OSF 기법을 이용한 불변 패턴 인식 알고리즘의 순서도

Fig. 1. Flow chart of the invariant pattern recognition algorithm using OSF.

- (1) 먼저 입력 영상의 위치 이동에 대한 정규화 영상을 얻고,
- (2) 윤곽 추적 기법을 이용하여 물체의 윤곽선을 추출한다.
- (3) 물체의 윤곽선에 대하여 직선 및 원주 Hough 변환과 신장률을 계산하여, 위치 이동, 회전, 그

리고 크기 변화에 불변인 특징 벡터를 얻을 수 있다.

위치 이동, 회전, 그리고 크기 변형에 불변인 특징 벡터를 추출하기 위해서는 먼저 입력 영상이 위치 이동에 대하여 정규화가 이루어져야 한다. 위치에 대한 정규화는 인식하고자 하는 물체의 중심을 구한 다음 이를 영상의 중심으로 이동시키므로써 얻을 수 있다. 즉,  $f(x, y)$ 가 입력 영상을, 그리고  $(\bar{x}, \bar{y})$ 는 무게 중심의 좌표를 나타내면, 위치 이동에 대한 정규화 함수  $f_T(x, y)$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$f_T(x, y) = f(x + \bar{x}, y + \bar{y}). \quad (1)$$

물체의 윤곽선은 경계부분에 있는 화소들을 함께 연결하므로써 형성된 궤도로 생각할 수 있으며, 윤곽 추적(contour following) 방법을 사용하여 이를 구할 수 있다. 컴퓨터 비전 시스템에서 자주 발생하는 문제는 디지털화된 영상에 있는 직선과 곡선들을 어떻게 검출할 것인가 하는 것이다. Hough 변환<sup>[13]</sup>은 잡음이 존재하는 영상에서 작은 수의 파라미터에 의해 규정될 수 있는 직선, 원, 그리고 곡선들을 검출하고, 또한 어느 위치에 있는가를 알아내는데 쓰이는 강력한 기법으로 사용된다. 가장 단순한 예를 들면, 영상에 있는 모든 화소들을 변수 공간(parameter space)으로 매핑하는 일차 변환을 들 수 있다. 영상 공간(image space)에 있는 한 직선상의 모든 화소들은 변수 공간에서의 여러 곡선들로 변형되며, 이들 모든 곡선들은 한 점에서 만난다. 또한, 변수 공간에 있는 하나의 곡선 위의 점들은 영상 공간에서의 여러 직선으로 표현되며, 이들 모든 직선들은 한 점을 지난다. 변수 공간에서 만나는 점들의 갯수를 계산하기 위해 2차원 누적 행렬(accumulator array)이 컴퓨터 기억 공간에 생성된다. 영상의 한 점으로부터 얻어진 곡선의 점들은 각각 누적 행렬에 누적된다. 누적 행렬에서 미리 정한 문턱 값을 넘는 셀들을 선택하여,  $(m, n)$  영상 공간에서 추출될 직선들로 나타낸다. 영상 공간상의 직선은  $(r, \theta)$  변수 공간에서는 다음과 같이 표현된다:

$$r = m \cos \theta + n \sin \theta. \quad (2)$$

직선식은 영상의 원점으로부터 그 직선까지의 법선 벡터의 길이  $r$ 과 각도  $\theta$ 에 의해 결정되며,  $\theta$  축의 값들은 영상 공간에 있는 직선들의 방향에 일치한다. 따라

서 변수 공간상의 교점은 역으로 영상 공간의 직선으로 변환하는 것에 의하여 영상안의 직선 위치와 기울기를 구할 수 있다. 그림 2는  $(r, \theta)$  변수 공간을 보여주고 있다.

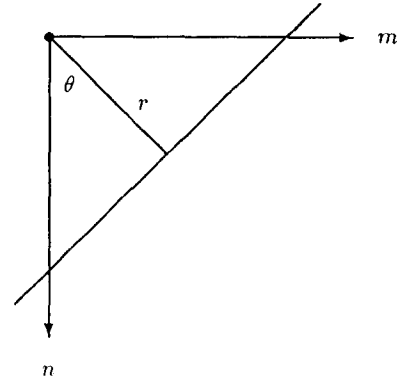


그림 2.  $(r, \theta)$  변수 공간

Fig. 2.  $(r, \theta)$  parameter space.

영상 공간의 원주 위의 모든 점들은 다음의 수식에 의해 표현될 수 있으며,

$$(m-a)^2 + (n-b)^2 = R^2. \quad (3)$$

영상 공간의 임의의 점  $(m_i, n_i)$ 는 다음의 수식에 의하여  $(a, b, R)$  변수 공간의 한 표면으로 변형된다.

$$(m_i-a)^2 + (n_i-b)^2 = R^2 \quad (4)$$

영상 공간에서의 원주상의 각 점들은 원주 Hough 변환에 의하여 3차원 변수 공간의 원추체들로 변형되며, 이들은 한 집  $(a_0, b_0, R_0)$ 에서 교차한다. 따라서 변수 공간상의 교점은 역으로 영상 공간의 원주로 변환되어 그 위치를 구할 수 있다. 여기에 3개의 변수  $(a, b, R)$ 이 있으며, 이것은 3차원 변수 공간  $\Lambda [a, b, R]$ 이 필요하다는 뜻이다. 만일 변수의 수가 증가하면, 계산량과 누적 행렬의 크기는 기하급수적으로 늘어난다. 계산량과 누적 행렬의 크기를 감소시키기 위해, 그레디언트 방향(gradient direction) 기법<sup>[14]</sup>이 제안되었다. 그레디언트 방향의 사용으로 일차원의 누적 행렬로 축소할 수 있다. 신장(elongation)의 측정 방법들은 많지만, 그 중의 하나는 다음의 수식을 이용하여 구할 수 있다:

$$E_l = \frac{(Perimeter)^2}{4\pi(Area)}. \quad (5)$$

여기서,  $Perimeter = \int \sqrt{x^2(t)+y^2(t)} dt$  Area =  $\int \int_S dx dy = \int_{\theta_S} y(t) \frac{dx(t)}{dt} dt - \int_{\theta_S} x(t) \frac{dy(t)}{dt} dt$  특징 벡터추출 단계에서, 각각의 패턴은 직선 및 원주 Hough 변환과 신장 측정에 적용된다. 검출된 윤곽선은 원점으로부터 수직 거리  $r$ 에 의한 매개 변수인 8개의 직선과 수직선과  $\theta$  축 사이의 각도로 나타낸다. 이들의 거리  $r$ 과 방향  $\theta$ 는 직선 Hough 변환을 사용하여 얻을 수 있다. Hough 변수 공간  $(r, \theta)$ 에서의 8개 가장 높은 셀들을 역변환하면 8개의 가장 뚜렷한 직선들로 나타낼 수 있으며, 같은 방향을 갖는 두 직선을 하나의 쌍으로 하면 이들로부터 4개의 쌍을 얻을 수 있다. 예를 들면, 신호 표지판의 같은 방향을 갖는 두 선들 사이의 거리가 0 이 아니며, 동시에 각각의 거리가 어떤 다른 더 큰 거리에 대한 비율이 1/2 보다 크면 그 두선 사이의 비율을 1로, 아니면 0으로 정하여 4개의 비율을 얻을 수 있다. 원주 Hough 변환(circle Hough transform: CHT) 과 신장 측정은 앞에서 기술한 방법에 의해 쉽게 계산된다. 각각의 패턴에 대해 계산이 끝나면, 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 불변인 일련의 특징 벡터(표 1. 참조)를 얻을 수 있다.

2. 기하학적 푸리에 멜린 변환(Geometrical Fourier Mellin Transform)

멜린(Mellin) 변환은 대수학적으로 변환된 좌표계를 갖는 함수를 푸리에 변환한 것과 같다. 위치 이동에 대하여 정규화된 영상을 멜린 변환한 절대 영상은 크기 변화에 정규화된 것이다. 푸리에 변환의 크기는 입력 영상에 존재하는 위치 이동의 효과들을 포함하지 않는다는 성질을 이용하여 위치 이동에 대한 정규화는 입력 영상을 푸리에 변환한 후의 크기로부터 얻을 수 있다. 결합된 푸리에 멜린 변환은 위치 이동과 크기 변화에 대하여 불변성을 갖고 있지만, 회전 이동에 대하여서는 아니다. 기하학적 변환과 푸리에 멜린 변환을 결합하므로써 우리가 원하는 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 대하여 불변성을 갖는 변환을 얻을 수 있다. 대수-지수 매핑은 회전 또는 크기 변화를 위치 이동으로 변환한다. 적절히 결합된 변환은 다음 3 단계로 수행되며, 그림 3은 기하학적 푸리에 멜린 변환을 이용한 불변 패턴 인식 알고리즘의 순서도를 보여준다.

- (1) 입력 영상에 대한 첫 번째 푸리에 변환이 수행되고, 그의 크기는 위치 이동에 대하여 정규화된

영상을 나타낸다.

- (2) 푸리에 변환의 크기에 대수-지수 매핑을 적용하여, 회전 및 크기를 위치 이동으로 변환한다.
- (3) 두 번째 푸리에 변환을 수행하여, 그의 크기로부터 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 불변인 특징 벡터를 얻을 수 있다.

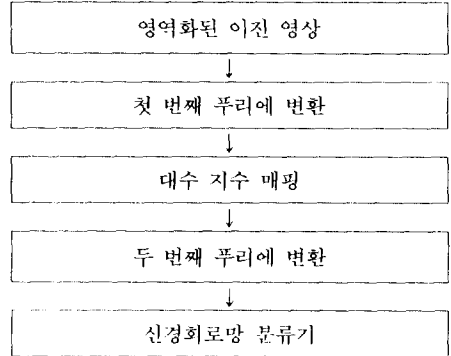


그림 3. GFMT 기법을 이용한 불변 패턴 인식 알고리즘의 순서도

Fig. 3. Flow chart of the invariant pattern recognition algorithm using GFMT.

일반적으로, 한 패턴은 2차원 배열로 표시할 수 있으며, 이것을 벡터의 성분들로 나타낼 수 있다. 패턴의 크기  $N \times N$ 을 표시하는 입력 벡터  $P$ 를 다음과 같이 표시할 수 있다:

$$P: \{f(0,0), f(0,1), \dots, f(m,n), \dots, f(N,N)\}. \quad (6)$$

그런 다음, 원래의 패턴에 대하여 푸리에 변환을 적용하면,

$$F(w_m, w_n) = \int_{-\infty}^{\infty} dx \int_{-\infty}^{\infty} dy f(m, n) \exp(i(w_m m + w_n n)). \quad (7)$$

위의 복소수 함수는 다음과 같이 크기와 위상 부분으로 나눌 수 있다.

$$F(w_m, w_n) = |F(w_m, w_n)| \exp(i\phi) \quad (8)$$

여기서,  $\phi = \arctan \frac{Im(F)}{Re(F)}$ . 단지 크기  $|F(w_m, w_n)|$ 만 사용한다면, 그 패턴은 위치 이동에 대하여 무관하게 된다. 다음 단계로 우리는 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 대하여 동시에 정규화된 패턴을 얻기 원한다. 그러나, 크기  $|F(w_m, w_n)|$ 는 위치 이동에 대하여서만 정규화 되어있다. 회전과 기하학적인 변환을 사용하면,

공간 변수에 있는 영상의 회전과 크기 변화는 공간 주파수에서의 위치 이동으로 변한다. 영상 공간에 존재하는 영상의 회전 및 크기 변화를 로그 공간의 위치 이동으로 변환하는 대수-지수 매핑(LPM)이 있다. 이 매핑을 주파수 공간의 크기  $|F(w_m, w_n)|$ 에 적용하면, 부가적으로 회전과 크기 변화에 대한 불변성을 얻을 수 있다. 이것을 복소수  $(w_m, w_n)$ 로 표현하면,

$$(w_m, w_n) = w_m + iw_n = r \exp(i\theta). \quad (9)$$

영상 공간에서 로그 공간으로의 LPM을 수행하면,

$$|F(w_m, w_n)| \xrightarrow{LPM} F(r, \theta). \quad (10)$$

여기서,  $r = \sqrt{w_m^2 + w_n^2}$ ,  $\theta = \arctan \frac{w_n}{w_m}$ . 다음  $F(r, \theta)$ 에 대하여 두 번째 푸리에 변환을 적용하면,

$$F(r, \theta) \xrightarrow{F} |M(w_r, w_\theta)| = |T\{F(r, \theta)\}|. \quad (11)$$

크기  $|M(w_r, w_\theta)|$ 는 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 대한 불변성을 갖는다. 크기  $|M(w_r, w_\theta)|$ 에서 중심을 중심으로 한 11x11의 배열을 취하여 특징 벡터(121개)로 사용할 때 인식 결과가 최상이었다.

### 3. 모멘트 불변성(Moment Invariants)

불변 패턴 인식시스템에 대한 또 다른 접근 방법은 입력 영상에 있는 패턴의 모멘트 불변함수를 사용하는 것이다. 모멘트 불변성은 입력 영상으로부터 계산된 대수학적인 모멘트이며, 이들은 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 대하여 불변 특성을 갖고 있다. 크기  $N \times N$ 의 이진화된 이차원 패턴은  $f(x, y)$ ;  $x, y = 1, 2, \dots, N$ 으로 표시 가능하다.  $(p+q)$  차수 모멘트는 다음과 같이 정의될 수 있다:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (12)$$

중심 모멘트(central moments)는 다음의 수식으로 정의되며, 위치 이동에 대하여 무관한 성질을 갖는다:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (13)$$

여기서,  $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$ ,  $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ . 중심 모멘트  $\mu_{pq}$ 는 정규 모멘트  $m_{pq}$ 의 항으로 표시하여 위치 이동 불변성을 갖고 있음을 쉽게 보일 수 있다. 다음에 기술하는 함수

$I_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 7$ 는 위치 이동과 회전에 대하여 불변성을 갖고 있다.

$$\begin{aligned} I_1 &= (\mu_{20} + \mu_{02}), \quad I_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2, \\ I_3 &= (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2, \\ I_4 &= (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2, \\ I_5 &= (\mu_{03} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})\{(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2\} \\ &\quad + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})\{3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2\}, \\ I_6 &= (\mu_{20} + \mu_{02})\{(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2\} \\ &\quad + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}), \\ I_7 &= (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})\{(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2\} \\ &\quad - (\mu_{03} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})\{3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2\}. \end{aligned} \quad (14)$$

위의 함수  $I_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 7$ 은 다음의 인수(factor)를 사용하여, 위치 이동과 회전에 관하여서만 불변성을 갖는 것들을 또한 크기 변화에 대한 불변성을 추가할 수 있다. 그 인수는 다음과 같이 정의된다:

$$r = \sqrt{I_1} = \sqrt{\mu_{20} + \mu_{02}}. \quad (15)$$

위의 인수를 이용하여 얻은 새로운 함수  $I'_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 7$ 은 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 불변이며 다음과 같이 정의된다:

$$\begin{aligned} I'_1 &= r \cdot D = \sqrt{\mu_{20} + \mu_{02}} \cdot D, \quad I'_2 = I_2 / r^4, \quad I'_3 = I_3 / r^6, \\ I'_4 &= I_4 / r^6, \quad I'_5 = I_5 / r^{12}, \quad I'_6 = I_6 / r^8, \quad I'_7 = I_7 / r^{12}. \end{aligned} \quad (16)$$

여기서,  $D$ 는 상수 값이다. 입력 영상의 중심 모멘트  $\mu_{pq}$ 는 입력 물체의 실루엣 혹은 윤곽선 영상으로부터 얻을 수 있다. 그래서, 입력 물체의 실루엣과 윤곽선 정보의 장점을 취하기 위해, 7개 모멘트 불변성의 2세트를 특징 벡터로 사용한다. 특징 벡터  $\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{14})$ 는 다음의 수식으로부터 얻을 수 있다. 그러므로, 첫 번째 불변성을 갖는 세트는

$$\phi_i = I'_{\alpha_i}, \quad i = 1, 2, \dots, 7. \quad (17)$$

여기서, 모멘트 불변성  $I'_{\alpha_i}$ ,  $i = 1, 2, \dots, 7$ 은 인수를 이용하여 얻은 함수  $I'_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 7$ 를 입력 물체의 실루엣 영상에 적용하여 얻은 특징 벡터이며, 두 번째 세트는

$$\phi_{i+7} = I'_{\beta_i}, \quad i = 1, 2, \dots, 7. \quad (18)$$

여기서, 모멘트 불변성  $I'_{\beta_i}$ ,  $i = 1, 2, \dots, 7$ 은  $I'_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 7$ 를 입력 물체의 윤곽선 영상을 사용하여 계산된다. 그림 4는 모멘트 불변성 기법을 이용한 불변

패턴 인식 알고리즘의 순서도를 보여주며, 여기서 사용된 인식 알고리즘의 입력 영상은 영역화된 이진 영상이다.

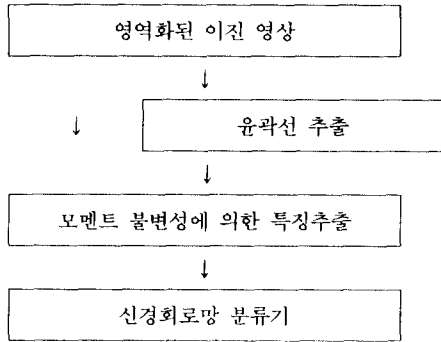


그림 4. MI 기법을 이용한 불변 패턴 인식 알고리즘의 순서도  
Fig. 4. Flow chart of the invariant pattern recognition algorithm using MI.

4. 중심 PET(Centered Polar Exponential Transform)

Polar exponential 변환은 2차원 패턴인식을 위한 회전 및 크기 변화에 대한 불변 특성을 얻기 위하여 위상 수학적 매핑을 행하는데 사용되는 강력한 기법이다. 만일 어떤 표준영상 평면이 있다면, 이로부터 centered polar exponential grid를 쉽게 구성할 수 있다. 입력영상에 있는 패턴에 대한 위치, 회전, 그리고 크기의 정규화를 얻기 위해, 먼저 그 입력 패턴에 대하여 위치의 정규화를 얻어야 한다. Polar exponential grid는 영상의 중심에 패턴이 놓여있다고 가정하므로 먼저 인식하고자 하는 패턴의 중심을 구한 다음 이를 영상의 중심으로 이동시켜야 한다. 다시 말하자면, 만일  $f(x, y)$ 가 초기 영상을, 그리고  $(\bar{x}, \bar{y})$ 는 무게중심의 좌표계를 나타낸다면 위치에 대한 정규화 함수  $f_T(x, y)$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$f_T(x, y) = f(x + \bar{x}, y + \bar{y}). \quad (19)$$

위치 이동에 대하여 정규화된 영상을 회전과 크기 변형에 대한 정규화된 특징 벡터를 얻기 위하여 다음의 polar exponential 변환을 실행한 후 푸리에 변환의 크기를 취한다. Polar exponential 변환에서의 복소수 계산 공간과 복소수 영상 공간의 관계를 다음 그림 5에서 나타내고 있다.

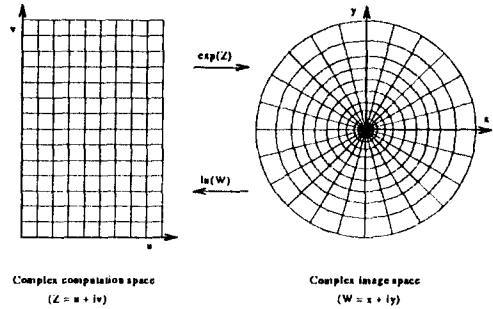


그림 5. 복소수 계산 공간과 복소수 영상 공간의 관계  
Fig. 5. The relation between the complex computation space and the complex image space.

영상평면을 실수축  $x$ 와 허수축  $y$ 를 가지는 복소수 공간  $W$ 로 표시하면,

$$W = x + iy. \quad (20)$$

그리고 이것을 복소수 계산 공간으로의 복소수 로그 매핑을 행하면,

$$Z = \ln(W) = u + iv. \quad (21)$$

그런 다음 한 순서쌍  $(x, y)$ 이 다음 매핑에 의해 복소수 계산 공간에 있는 순서쌍  $(u, v)$ 로 연관되어 지고,

$$W = \exp(Z) = \exp(u)\{\cos(v) + i\sin(v)\}, \quad (22)$$

복소수 영상 공간  $W$ 에서의 반경  $r$ 은 다음의 수식으로 표현되어 진다:

$$r = \sqrt{\{\exp(u)\cos(v)\}^2 + \{\exp(u)\sin(v)\}^2} = \exp(u). \quad (23)$$

그래서,

$$u = \ln(r). \quad (24)$$

복소수 영상 공간  $W$ 에서의 한 점이  $x$  축으로부터의 각편이는 다음과 같이 주어진다:

$$\theta = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) = \arctan\left\{\frac{\exp(u)\sin(v)}{\exp(u)\cos(v)}\right\} = v. \quad (25)$$

그래서, 위의 결과로부터  $\exp(u)$ 와  $v$ 는 복소수 영상 공간  $W$ 에서 각각  $r$ 과  $\theta$ 의 역할을 하는 것을 쉽게 알 수 있다. 복소수 계산 공간은  $u$ 와  $v$ 의 항들로 설정되

어 지고, 그 역매핑은 다음과 같다:

$$Z = \ln(W) = u + iv = \ln(r) + i\theta. \quad (26)$$

그래서, 복소수 계산 공간의 좌표축들은 각각 반경의 자연 로그와  $x$  축으로부터의 각편이의 항들이다.

복소수 영상 공간에서의 회전과 크기 변형에 대하여 polar exponential 변환시키면 복소수 계산 공간에서의 각각 위치 이동으로 나타난다. 만일 복소수 영상 공간에 존재하는 패턴이 반시계 방향으로  $R$  유니트 만큼 회전되고 그리고  $S$  유니트 만큼 크기가 변하였다면,  $W = \text{rexp}(i\theta)$  로부터 복소수 영상 공간에서의 효과는 다음의 수식으로 주어진다:

$$W_{SR} = S \text{rexp}(i(\theta + R)). \quad (27)$$

이를 복소수 계산 공간으로 매핑시키면, 복소수 계산 공간에서의 효과는 다음과 같이 정의된다:

$$Z_{SR} = \ln(W_{SR}) = \ln(S) + \ln(r) + i(\theta + R). \quad (28)$$

위의 수식으로부터, 복소수 영상 공간에서의 크기와 회전 변화는 복소수 계산 공간  $W$  의  $u$ (수평) 축과  $v$ (수직) 축에 따라 각각 단지  $\ln(S)$ 와  $R$  만큼의 위치 이동으로 나타난다. 여기서  $v$ 축은 주기성을 나타내며,  $u$ 축은 주기성을 나타내지 않는다. 또한, 복소수 계산 공간의 위치이동을 polar exponential 변환시키면 계산 공간에서의 위치이동의 방향에 따라 복소수 영상 공간에서의 크기 혹은 회전 변형으로 나타난다. 만일 복소수 계산 공간의 패턴이 양의 방향으로  $R$  유니트와  $S$  유니트 만큼 이동하였다면 ( $T = R + iS$ ), 복소수 영상 공간  $W$ 에서의 효과는 다음과 같이 정의된다:

$$\begin{aligned} W_{RS} &= \exp(Z + T) = \exp(Z)\exp(R + iS) \\ &= \exp(R)\exp(iS)\exp(Z) \end{aligned} \quad (29)$$

여기서,  $\exp(R)$ 과  $\exp(iS)$ 는  $Z$ 에 대하여 종속변수가 아니므로, 전체 영상은 어떠한 훼손도 없이 각도  $S$  만큼 회전되며, 그리고  $\exp(R)$  만큼 크기 변형을 갖게 된다. 따라서, 복소수 계산 공간에서의 수평 이동과 수직 이동은 복소수 영상 공간에서의 크기 변형과 회전 변형을 각각 일으킨다. Polar exponential 변환에 의하여 회전과 크기 변형은 위치 이동의 결과로 나타나며, 이를 푸리에 변환의 크기를 취하면 위치 이동, 회전 및 크기 변형에 대하여 불변인 특징 벡터를 얻게 된다.

### III. 실험 결과

CPET 알고리즘과 기존 알고리즘들의 성능을 비교 분석하기 위하여 사용된 입력 영상들은 화소 분류기법을 이용한 영역화 알고리즘<sup>15)</sup>으로 영역화된 이진 영상이다. 객관적인 성능 비교를 위하여 사용된 영상의 패턴들은 정지, 진입금지, 그리고 양보 신호 표지판들이며, 이들은 입력 영상에서 위치 이동, 회전 및 크기 변형들을 갖고 있다. 입력 영상의 크기는 256x256 화소이며, 각 화소는 256 단계의 밝기 해상도를 가진다. 또한, 알고리즘들의 잡음 여유도를 실험하기 위하여 다음의 가우시안 잡음을 앞에서 언급한 변형들을 갖는 입력 영상에 부가하여 실험하였다.

$$I_m = I_o(1 + rN(\cdot)) \quad (30)$$

여기서,  $I_m$ 은 잡음이 부가된 화소의 크기를,  $I_o$ 는 원래의 화소 크기를,  $r$ 은 가우시안 잡음준위를 각각 나타낸다.  $N(\cdot)$ 은 정규화된 가우시안 난수생성 함수이다. 인식 단계에서 적용된 신경회로망 분류기는 역전파 회로망(back-propagation network)이며, 신경회로망 훈련모드에서는 15개의 훈련 패턴에 대하여 전체 출력 오차가 0.0005 이하가 될 때 학습을 중단하고 출력모드로 전환된다. 출력모드에서는 각각 위치 이동, 회전 및 크기 변형을 갖는 60개의 실험 패턴을 사용하였으며, 처음에는 가우시안 잡음을 부가하지 않은 패턴에 대하여, 그리고 잡음준위( $r$ )를 증가 시키면서 실험하였다. 비교대상의 알고리즘들에 사용된 신경회로망 분류기에 대한 다른 정보는 표 1에 정리하였다.

표 1. 불변패턴 인식 알고리즘에 사용된 신경회로망 분류기 정보

Table 1. Table for information of neural network classifier used on invariant pattern recognition algorithms.

	OSF	GFMT	MI	CPET
입력 노드수	6	121	14	49
은닉 노드수	20	250	50	100
출력 노드수	3	3	3	3
학습률( $\eta$ )	0.9	0.3	0.8	0.9
관성학( $\xi$ )	0.7	0.7	0.7	0.7

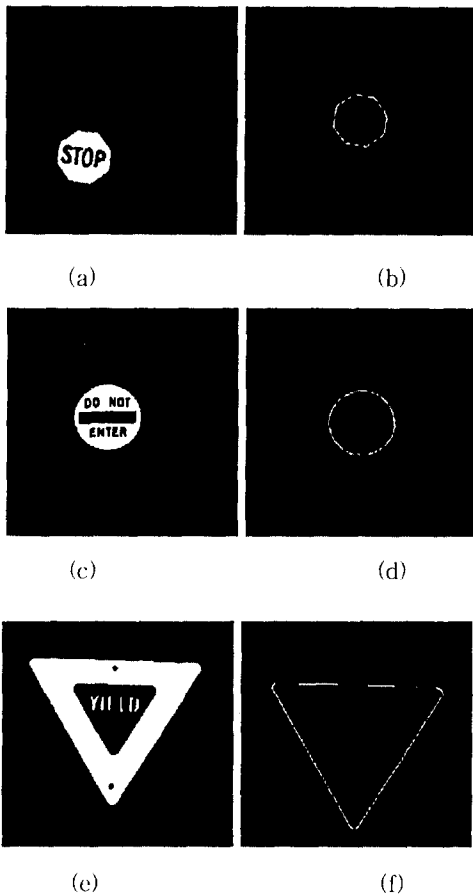


그림 6. (a)(c)(e)정지, 진입금지, 그리고 양보 표지판의 영역화된 입력 영상, (b)(d)(f)위치 변화에 대하여 정규화된 영상

Fig. 6. (a)(c)(e)Segmented input images of stop, do-not-enter, and yield signs, (b)(d)(f) Centered images.

그림 6(a)는 물체모양 특징 알고리즘의 입력 패턴인 정지 신호 표지판의 영역화된 이진 영상을 보여 주며, 이것의 위치 이동에 대하여 정규화된 영상은 그림 6(b)에서 보여준다. 그림 6(c)와 (e)는 진입금지와 양보 표지판들의 영역화된 이진 영상을 나타내고 있으며, 그림 6(d)와 (f)는 그림 6(c)와 (e)의 위치 이동에 대하여 정규화된 영상들을 보여준다. 위치 이동에 대하여 정규화된 영상들이 Hough 변환과 신장률 측정에 적용되면, 불변 특징 벡터의 추출은 쉽게 얻어진다. 이들 특징 벡터들은 신경회로망 분류기의 입력으로 사용되며, 표 2에 기술되어 있다. 여기서, 비율 1, 2, 3, 및 4는 직선 Hough 변환의 결과에서 얻어진 8개의 직선에서  $\theta$ 는 같고  $r$ 이 서로 다른 4개의 쌍으로 구성할 수 있

다. 각 쌍의 간격으로부터 서로의 간격 비율을 구하여 0.5보다 크면, 특징 벡터를 1로, 그렇지 않으면 0으로 정하였다. 원주는 원주 Hough 변환의 결과이며 신장성은 식(4)로부터 얻은 것이다. 여기에서 기술한 바와 같이 OSF 알고리즘은 특징 벡터의 개수는 적지만 선택이 힘들며, 특징 벡터에 따라 인식의 결과가 크게 다르게 나타나는 단점이 있다.

표 2. OSF 기법에서 얻은 입력 패턴들의 특징 벡터

Table 2. Table for the extracted feature vectors of input patterns in OSF.

특 징	입력패턴(신호 표지판)		
	정 지	진입금지	양 보
비율 1	1	0	0
비율 2	1	1	0
비율 3	1	0	0
비율 4	1	1	1
원주	0	1	0
신장도	0	0	1

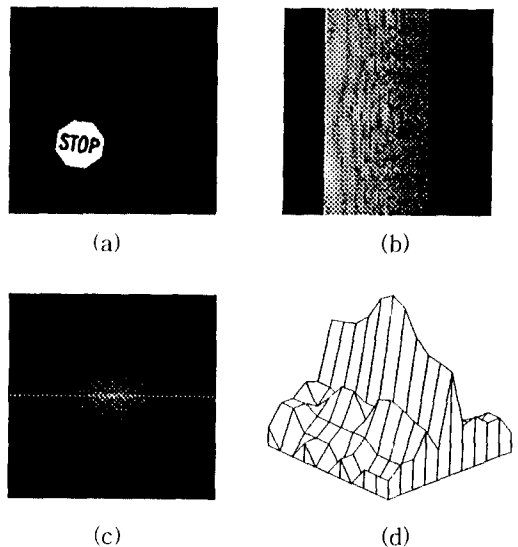


그림 7. (a)정지 표지판의 영역화된 입력 영상, (b)푸리에 멜린 매핑된 영상, (c)두 번째 푸리에 변환된 크기, (d)GFMT 알고리즘으로부터 추출된 특징 벡터(11x11)

Fig. 7. (a)Segmented input image of a stop sign, (b)Fourier Mellin mapped image, (c) Magnitude of the second Fourier transform, (d)Extracted feature(11x11) from GFMT algorithm.



그림 7(a)는 기하학적 푸리에 뮐린 변환 알고리즘의 입력 패턴인 정지 표지판의 영역화된 이진 영상을 보여 주며, 그의 푸리에 뮐린 매핑된 영상과 두 번째 푸리에 변환된 크기는 그림 7(b)와 (c)에서 보여주고 있다. 그림 7(d)는 신경회로망 분류기의 입력 벡터로 사용된 특징 벡터(121개)를 나타내고 있으며, 이들은 두 번째 푸리에 변환의 크기에서 중앙을 중심으로 한 11x11의 배열이다. 이것은 입력 영상에 존재하는 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 대하여 정규화된 패턴을 보여준다. 진입금지와 양보 표지판에 대한 비슷한 결과들은 그림 8에 나타내었다. GFMT는 기존의 알고리즘들 중 가장 뛰어난 인식 결과를 얻을 수 있으나, 두 번의 푸리에 변환에 따른 입력 패턴의 정보 손실이 많으며 영역화의 결과로 생길 수 있는 패턴 주위의 덩어리 잡음에 의하여 위치 이동 정규화가 제대로 이루어지지 않아 다른 부류에 속하는 특징 벡터를 얻을 수 있다.

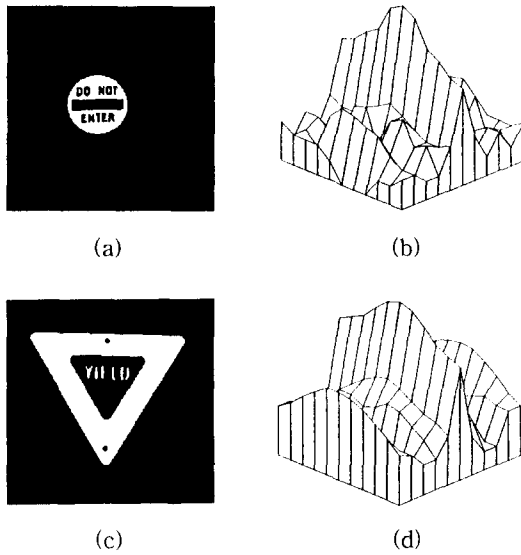


그림 8. (a)(c)진입금지과 양보 표지판의 영역화된 입력 영상, (b)(d)GFMT 알고리즘으로부터 추출된 특징 벡터(11x11)

Fig. 8. (a)(c)Segmented input images of do-not-enter and yield signs, (b)(d) Extracted features(11x11) from GFMT algorithm.

입력 영상에 있는 패턴의 모멘트 불변 함수를 이용하여 표준 패턴에 대하여 변형된 패턴을 정규화하는 모멘트 불변성 알고리즘은 입력 패턴의 실루엣과 윤곽선 정보로부터 각각 7개의 벡터를 얻을 수 있으며, 이

들은 중심 모멘트와 인수를 사용하여 위치 이동, 회전, 및 크기 변형에 대하여 정규화된 특징 벡터이며, 인식을 위하여 분류기의 입력 벡터로 사용된다. 모멘트 불변성에서 얻은 신호 표지판들에 대한 특징 벡터(14개)들을 표 3에 정리하였다. MI 알고리즘은 입력 패턴으로부터 계산된 대수학적 모멘트를 사용하므로써 특징 벡터의 개수가 적은 반면, 잡음에 매우 민감한 반응<sup>19)</sup>을 보인다.

표 3. MI 기법에서 얻은 입력 패턴들의 특징 벡터

Table 3. Table for the extracted feature vectors of input patterns in MI.

특징벡터 ( $\phi$ )	입력패턴(신호 표지판)		
	정 지	진입금지	양 보
$\phi 1$	0.9915	0.9896	0.9907
$\phi 2$	0.6442	0.5996	0.3195
$\phi 3$	0.5300	0.3889	0.6551
$\phi 4$	0.4253	0.3976	0.3054
$\phi 5$	0.0000	0.0057	0.0881
$\phi 6$	0.3155	0.2967	0.0931
$\phi 7$	0.0503	0.0000	0.0778
$\phi 8$	1.0000	1.0000	1.0000
$\phi 9$	0.6385	0.4893	0.2685
$\phi 10$	0.6063	0.4245	0.6451
$\phi 11$	0.6103	0.4832	0.3299
$\phi 12$	0.3305	0.1612	0.1296
$\phi 13$	0.4952	0.3316	0.0000
$\phi 14$	0.3654	0.1103	0.0738

CPET는 위상 수학적 매핑을 사용하여 입력 영상에 있는 패턴의 표준 패턴에 대한 변형들을 정규화하는 기법이다. 그림 9(a)는 CPET 알고리즘의 입력 패턴인 양보 표지판의 영역화된 이진 영상이며, 위치 변화에 대하여 정규화된 영상은 그림 9(b)에서 보여준다. Polar exponential 매핑은 회전 및 크기 변형에 무관한 특징 벡터를 추출하는데 사용되는 강력한 접근 방법이다. 그림 9(c)는 polar exponential 매핑된 영상이며, 이것으로부터 추출된 불변 특징 벡터는 그림 9(d)에서 보여준다. 이들은 푸리에 변환의 크기에서 중앙을 중심으로 한 7x7의 배열이며 인식 분류기의 입력 벡터(49개)로 사용된다. CPET 알고리즘의 정지와 진입금지

지 표지판에 대한 비슷한 결과를 그림 10에 나타내었다. 그림 11(a)는 표준 패턴에 대하여 위치 이동, 회전 및 크기 변형을 갖는 양보 표지판의 영역화된 입력 영상이며, 그림 11(b)는 이에 대한 특징 벡터를 나타낸다. 그림 9(a)와 11(a)는 각각 다른 정도의 위치, 회전 및 크기 변형을 포함하는 입력이지만, 이들의 특징 벡터들은 거의 유사한 특징 벡터(그림 9(d)와 11(b))를 얻을 수 있으므로 인식 단계에서 다른 부류의 패턴(그림 10(b), (d))들과 쉽게 구분할 수 있음을 알 수 있다. 그림 11(c)는 가우시안 잡음준위  $r=0.6$  가 부가된 진입 금지 표지판의 영상이며, 그림 11(d)는 이에 대한 특징 벡터를 나타낸다. 그림 10(c)와 11(c)는 각각 다른 정도의 위치, 회전 및 크기 변형을 포함하는 입력이지만, 거의 유사한 특징 벡터(그림 10(d)와 11(d))를 얻는다. 4개의 인식 알고리즘들의 성능을 평가하기 위하여 인식 확률을 사용하였다. 그림 12는 이들 불변패턴 인식 알고리즘들의 인식 확률을 비교하기 위하여 위치 이동, 회전, 크기가 변형된 입력 패턴을 사용하여 잡음이 없는 상태에서 부터 가우시안 잡음준위  $r$ 를 0.0에서 부터 0.7까지 변화시키면서 실험한 결과를 보여준다.

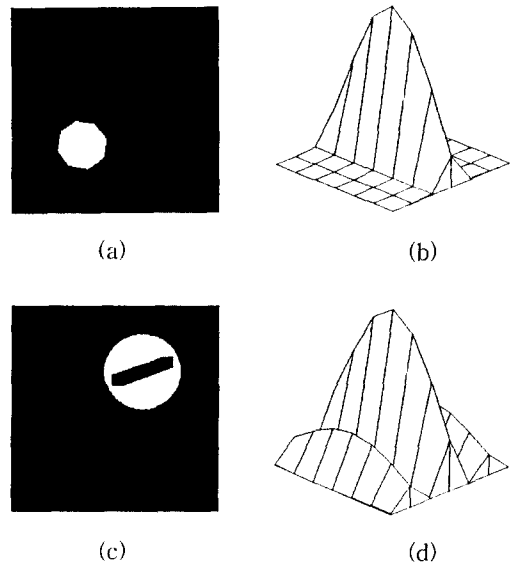


그림 10. (a)(c)정지와 진입금지 표지판의 영역화된 입력 영상, (b)(d)불변 특징 벡터(7x7)  
 Fig. 10. (a)(c)Segmented input images of stop and do-not-enter signs, (b)(d)Invariant feature vectors(7x7).

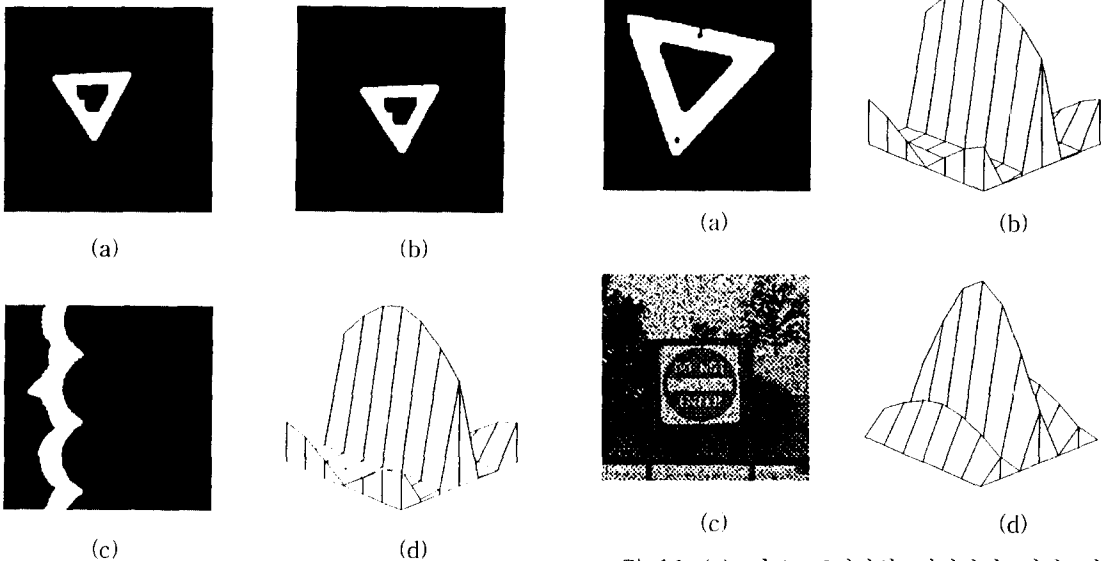


그림 11. (a) 양보 표지판의 영역화된 입력 영상, (b) 불변 특징 벡터, (c) 가우시안 잡음준위( $r=0.6$ )가 부가된 진입금지 표지판의 영상, (d) 불변 특징 벡터  
 Fig. 11. (a) Segmented input image of yield sign, (b) Invariant feature vector, (c) Do-not-enter sign image with Gaussian noise ( $r=0.6$ ), (d) Invariant feature vector.

그림 9. (a) 양보 표지판의 영역화된 입력 영상, (b) 위치 변화에 대하여 정규화된 영상, (c) polar exponential 매핑된 영상, (d) 불변 특징 벡터(7x7)  
 Fig. 9. (a) Segmented input image of a yield sign, (b) Translation normalized image, (c) Polar exponential mapped image, (d) Invariant feature vector(7x7).

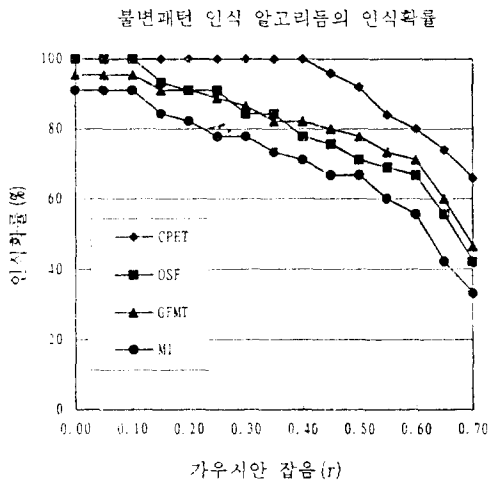


그림 12. 가우시안 잡음 환경에서의 불변패턴 인식 알고리즘들의 인식확률

Fig. 12. Performance comparison of the invariant recognition algorithms in Gaussian noise environment.

#### IV. 결 론

실외의 환경에서 발생할 수 있는 입력 패턴의 위치, 회전, 그리고 크기 변화에 대하여 무관하게 그의 표준 패턴으로 인식할 수 있는 인식 알고리즘들의 개발이 진행되어 왔다. 본 논문에서는 기존의 OSF, GFMT, 그리고 MI의 알고리즘들과 새로이 제안한 CPET 알고리즘을 먼저 기술한 후, 이들의 인식 성능을 비교하였다.

인식 알고리즘들의 비교 결과로부터 알 수 있듯이, CPET 알고리즘의 성능은 낮은 가우시안 잡음 준위에서는 GFMT 알고리즘의 인식 확률과 비슷한 결과를 보이지만, 높은 가우시안 잡음 준위에서는 훨씬 우수한 인식 성능을 보여준다. 그리고 OSF 접근 방법은 저준위 가우시안 잡음에서는 GFMT의 성능과 거의 비슷한 결과를 보이지만, 전반적인 성능은 CPET와 GFMT의 인식 능력에 못 미친다.

또한 저준위 가우시안 잡음에서의 OSF 알고리즘의 결과는 MI 접근 방법보다 우수한 결과를 보이지만, 잡음 준위가 증가함에 따라 MI의 성능은 다른 3개의 알고리즘보다 열등한 성능을 나타내므로서, 잡음에 대한 민감성을 입증하였다. 위의 실험 결과로부터 CPET 알고리즘의 성능이 기존의 다른 알고리즘들의 성능보다 우수함을 보인다.

#### 참 고 문 헌

- [1] C. K. Chan and M. B. Sandler, "A neural network shape recognition system with Hough transform input feature space," *International Conference on Image Processing and its Applications*, April 1992, pp. 197-200.
- [2] N. Kehtarnavaz, N. C. Griswold, and D. S. Kang, "Stop-sign recognition based on color/shape processing," *Machine Vision and Application*, Springer-Verlag, No. 6, 1993, pp. 206-208.
- [3] C. F. R. Weiman and G. Chaikin, "Logarithmic spiral grids for image processing and display," *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 11, 1979, pp. 197-226.
- [4] D. Casasent and D. Psaltis, "Position, rotation, and scale invariant optical correlation," *Applied Optics*, Vol. 15, No. 7, 1976, pp. 1795-1799.
- [5] M. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Transactions on Information Theory*, Vol. 8, Feb. 1962, pp. 179-187.
- [6] S. A. Dudani, K. J. Breeding, and R. B. McGhee, "Aircraft identification by moment invariants," *IEEE Transactions on Computers*, Vol. c 26, No. 1, Jan. 1977, pp. 39-46.
- [7] S. S. Reddi, "Radial and angular moment invariants for image identification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-3, No. 2, March 1981, pp. 240-242.
- [8] Y. S. Abu Mostafa and D. Psaltis, "Recognitive aspects of moment invariants," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-6, No. 6, Nov. 1984, pp. 698-706.
- [9] C. Teh and R. T. Chin, "On image analysis by the methods of moments," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-10, No. 4, July 1988, 496-513.

- [10] K. Fukushima and S. Miyake, "Neocognitron: a new algorithm for pattern recognition tolerant of deformations and shifts in position," *Pattern Recognition*, Vol. 15, No. 6, 1982, pp. 455-469.
- [11] K. Fukushima, S. Miyake, and T. Ito, "Neocognitron: a neural network model for a mechanism of visual pattern recognition," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-13, No. 5, Sept./Oct. 1983, pp. 826-834.
- [12] K. Fukushima, "A neural network for visual pattern recognition," *IEEE Computer*, March 1988, pp. 65-74.
- [13] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures," *Communications of the ACM*, Vol. 15, No. 1, Jan. 1972, pp. 11-15.
- [14] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer Vision*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, New Jersey, 1982.
- [15] D. S. Kang, N. C. Griswold, and N. Kehtarnavaz, "An invariant traffic Sign Recognition system based on sequential color processing and geometrical transform," *IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, April 1994, pp. 88-93.

---

 저 자 소 개
 

---



## 姜 大 星(正會員)

1960년 9월 20일생. 1984년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1991년 8월 Texas A&M Univ. Electrical Eng. (M.S.). 1994년 5월 Texas A&M Univ. Electrical Eng. (Ph.D). 1984년 3월 ~ 1989년 6월 국방과학연구소 연구원. 1994년 7월 ~ 1995년 8월 한국전자통신연구소 선임연구원. 1995년 9월 ~ 현재 동아대학교 전자공학과 전임강사. 주관심 분야는 영상처리, 패턴인식, 영상코딩, 통신시스템 등임