

# 항공기 불변 인식에 관한 연구

## A Study on the Invariant Recognition of Aircraft

김창욱\*

Kim, Chang-Wook

### ABSTRACT

The design of an automatic aircraft recognition system involves two parts. The first part is extraction of invariant features independent of scale, rotation and translation. The second part is determination of optimal decision procedures, which are needed in the classification process.

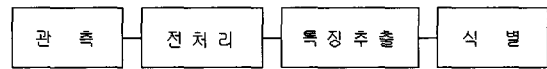
In this research, we extracted invariant aircraft features regardless of size, rotation and translation using Fourier Descriptors and Zernike Moments and classified using neural networks.

주요기술용어 : Invariant Recognition(불변 인식), Fourier Descriptor(푸리에 기술자), Zernike Moment(Zernike 모멘트).

### 1. 서론

전술항공기는 레이더를 이용하여 원거리에서 항공기들을 탐지할 수 있지만 아군 항공기에 대한 오공격을 피하기 위하여 공격 하기전 피아 식별을 필요로 한다. 그러므로 상대 항공기보다 먼저 공격하기 위해서는 원거리에서 보다 빨리 상대 항공기를 피아 식별할 수 있는 능력을 보유하여야 하며 이와 같은 식별 능력은 항공 전술에서 매우 중요하다. 항공기는 속도가 매우 빠르기 때문에 짧은 시간에 상대항공기를 신속 정확하게 인식하기 위해서는 자동표적인식 시스템이 필요하다. 자동표적인식 기술은 선진국에서 이전되지 않는 핵심 기술이므로 국내에서 확보해야 할 기술로서 미공군이 개발한 표적의 형태를 구별할 수 있는 레이저 레이다 탐색기가 스커드 형태의 표적을 실시간으로 식별하는데 성공하였으며 해상도 향상, 고성능 센서, 방해환경 등을 포함하여도

식별할 수 있는 첨단 알고리즘 등을 개발중에 있으며 국내에서도 자동표적인식 기술에 대하여 연구가 활발하다. 이와 같은 자동표적인식은 패턴인식 기술의 일종으로서 표적에서 추출한 중요한 특징이나 속성을 이용하여 표적을 식별할 수 있는 부류들로 분류하는 것이다<sup>(1)(2)</sup>. 이러한 패턴인식은 인간이 시각적 영상을 인식하는 것처럼 컴퓨터에 의해 기계적으로 인식하는 것으로서 문자, 얼굴, 지문, 눈동자, 항공기 인식 등 여러 분야에서 연구 및 활용되고 있다.



(그림 1) 일반적인 패턴인식 시스템의 블록 선도

그림 1과 같은 일반적인 패턴인식 시스템의 각 과정은 다음과 같다. 관측단계를 통하여 인식 대상물로부터 측정될 수 있는 데이터가 입력되며 측정된 물리적양은 대상물의 특성을 나타내는 것이다. 전처리

\* 공군사관학교 전자공학과 교수

단계는 관측, 특징 추출, 식별의 단계에 포함되지 않은 처리를 총괄하여 나타낸다. 그러므로 전처리 단계에서는 입력된 데이터에서 잡음 제거 및 관측계 왜곡의 보상 등이 이루어진다. 특징 추출 단계를 통하여 전처리된 입력 데이터로부터 대상 물체의 특성이 되는 특징과 속성을 추출하고 패턴 벡터의 차수를 감소시킨다. 식별 단계에서는 획득한 특징을 이미 학습한 특징들과 비교하여 미지의 패턴이 어느 부류에 속하는가를 결정하게 된다.

패턴 인식 시스템에서 목표 물체가 여러 거리 및 위치에서 관측되기 때문에 물체의 크기, 위치 및 각도에 관계없이 물체를 인식할 수 있는 특징을 추출하는 것은 가장 중요하다. 위치, 크기, 회전 등 변형이 있는 물체에 대하여 불변하는 특징을 추출하는 방법으로 푸리에 기술자와 모멘트량 등을 이용하는 방법이 있다<sup>(3)</sup>. 푸리에 기술자는 물체의 외부 폐곡선을 계속 회전하면 주기함수인 편각함수로 변환할 수 있고, 이 편각함수를 푸리에 급수 전개하여 계수를 구하는 것이다. 이 푸리에 계수는 물체 폐곡선의 주파수 특성을 나타내므로 이 특성을 구별하여 물체를 식별하는 것이다<sup>(4)(5)</sup>. 모멘트 특징을 이용하는 방법은 2차원 함수로 표시되는 영역 전체를 여러 차수로 가중적분하여 모멘트를 구하는 것이다<sup>(6)</sup>. 모멘트량은 물체인식에 많이 이용되는 불변 특징 벡터로서 Hu가 정규 모멘트의 불변성에 대해 소개한 이후 Zernike 모멘트, Legendre 모멘트 등 여러 가지 다른 모멘트량이 제안되어 물체 인식에 적용되었으며<sup>(7)(8)</sup>, Zernike 모멘트는 식별 성능이 우수하여 활발히 연구되고 있다.

본 논문의 구성은 2장에서는 물체의 크기, 회전 및 위치 이동에 무관한 불변 특징을 갖는 푸리에 기술자와 Zernike 모멘트에 대하여 기술하며 3장에서는 항공기 영상으로부터 불변 특징인 푸리에 기술자와 Zernike 모멘트량을 추출하여 항공기를 식별한 실험

결과를 기술하고 분석하였으며 4장에서는 결론을 기술하였다.

## 2. 불변 특징

### 2.1 개요

컴퓨터 시각 시스템에서 중요 관심 분야의 하나는 위치, 크기, 회전에 무관하게 물체를 자동 인식하는 것이다. 물체를 관측하는 위치가 항상 동일하지 않은 이동 시각 인식 시스템에서는 물체까지의 관측 거리가 변하면 물체가 크게 혹은 작게 보이며 물체가 회전하면 물체가 기준 패턴과 다르게 관측되므로 크기나 회전각이 변하더라도 물체를 인식할 수 있어야 한다. 이러한 인식은 로봇, 목표식별, 자동화 등 여러 상황에서 응용될 수 있다. 이러한 방법들의 근본적인 요소는 영상을 나타내기 위하여 회전에 무관한 특징들을 추출하는 것이다.

물체나 패턴들은 구별될 수 있는 특징을 가지고 있으며 이러한 특징을 추출하는 것은 패턴 인식에 있어서 가장 중요한 과정이다. 물체들을 정확히 식별하기 위해서는 분별력이 강한 특징을 추출하여야 하고 물체들이 위치, 크기, 회전방향이 변하더라도 특징이 변하지 않아야 한다. 분별력이 강하고 변동에 무관한 2차원 물체 영상의 특징 추출 방법에는 푸리에 기술자와 모멘트 등을 이용하는 방법이 있다.

### 2.2 푸리에 기술자

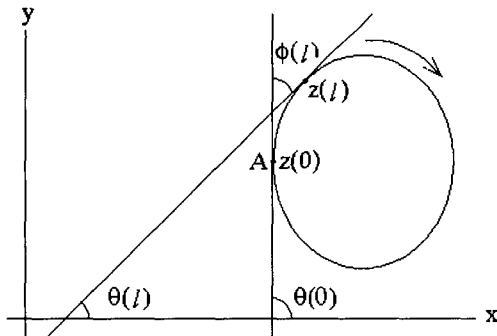
#### 2.2.1 연속 푸리에 기술자

푸리에 기술자 방법은 폐곡선의 형태를 기술하는 방법으로 폐곡선의 길이  $l$ 을 파라미터 함수로 표시하는 방법이다<sup>(4)(5)(9)</sup>. 푸리에 기술자 방법은 폐곡선을 표현하는 주기 함수를 구하여 푸리에 급수 전개

하고 그 전개 계수에 의해서 폐곡선의 특징을 표현한다. 가장 간단한 표시 방법은 그림 2에 표시된 것처럼 폐곡선 C를 출발점 A로부터 l만큼 진행한 점에서의 접선의 편각  $\theta(l)$ 을 사용하는 방법이다. 이  $\theta$ 를 출발점으로부터 폐곡선을 일주하여 다시 A점으로 되돌아 갈 때까지 구한다. 이와 같이 구한 함수를 편각함수라고 한다<sup>(10)</sup>. 편각함수는 폐곡선이 회전하면 그 편각이 회전분만큼 변화한다. 폐곡선을 회전시켜도 영향을 받지 않는 방법에는 편각의 차분을 구하는 방식이 있다. 출발점 A로부터 l만큼 떨어진 점에서의 편각차분함수  $\phi(l)$ 은 다음과 같다.

$$\phi(l) = \theta(l) - \theta(0) \quad (1)$$

여기서  $\theta(0)$ 은 출발점 A에서의 편각이며,  $\theta(l)$ 은 l에서의 편각이다.



(그림 2) 평면상의 곡선을 편각함수  $\theta(l)$  및 편각차분함수  $\phi(l)$ 로 나타낸 파라메트릭 표현

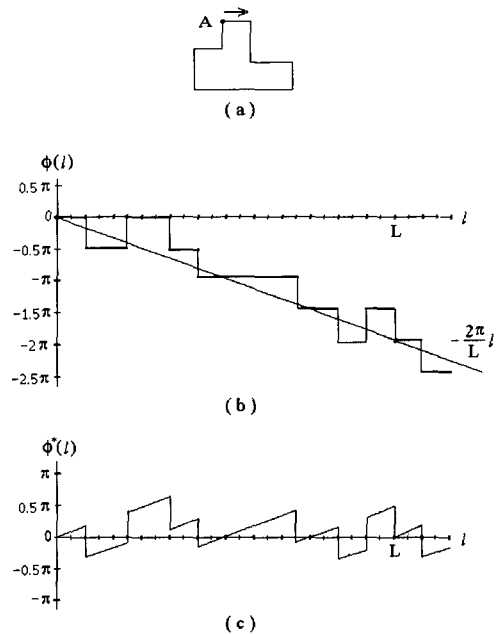
일반적인 푸리에 기술자의 표현을 통하여 그림 3(a)와 같은 도형에서 그림 3(b)와 같은 편각차분함수  $\phi(l)$ 을 얻을 수 있으며 그림 3(c)와 같은 정규화된 편각차분함수  $\phi^*(l)$ 이 주기함수가 되려면  $\phi^*(0) = \phi^*(L) = 0$ 을 만족하여야 한다.  $\phi^*(l)$ 을 만들기 위해  $\phi(l)$ 을 정규화 처리하면 다음과 같다

$$\phi^*(l) = \phi(l) + \frac{2\pi}{L} l \quad (2)$$

$\phi^*(l)$ 은 주기 L의 주기함수가 되고, 다음과 같이 푸리에 급수로 전개할 수 있다.

$$\begin{aligned} \phi^*(l) &= A_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \left\{ a_k \cos\left(2\pi k \frac{l}{L}\right) + b_k \sin\left(2\pi k \frac{l}{L}\right) \right\} \\ &= A_0 + \sum_{k=1}^{\infty} A_k \cos(kl - \alpha_k) \end{aligned} \quad (3)$$

( $A_k, \alpha_k$ )는 ( $a_k, b_k$ )의 극좌표 표시로 k번째 조화함수를 나타내고, 폐곡선 C의 푸리에 기술자로서 폐곡선의 모양을 나타내는 특징량이 된다. 이와 같이 편각차분함수는 폐곡선상의 L의 주기를 갖는 주기함수이므로 푸리에 전개가 가능하며 푸리에 전개로 구해지는 푸리에 계수를 사용하여 도형을 식별할 수 있다.



(그림 3) (a) 폐곡선 (b) 편각차분함수 (c) 정규화된 편각차분함수

이와 같이 하여 구해지는 푸리에 계수의 저주파 성분은 폐곡선의 대체적인 형상을 나타내고, 고주파 성분은 폐곡선이 급격히 변화하고 있는 부분의 정보를 나타낸다. 그리고 직류 성분은 초기 위치 A의 정보를 가지고 있지만 직류 성분 이외의 주파수 성분은 초기 위치의 정보를 가지고 있지 않다. 따라서, 직류 성분을 제외한 푸리에 계수의 패턴 정합은 편각 함수를 구할 때에 정하는 초기 위치에는 관계없고 폐곡선의 형상에만 관계하게 된다.

### 2.2.2 이산 푸리에 기술자

복소수 평면상의 폐곡선 C의 경로를 일주하는데 걸리는 시간 T가  $2\pi$  되도록 하는 일정한 속도 v로 시계 방향으로 그리면 복소함수  $z(t)$ 를 얻는다. 경로를 한번 이상 가로지르면 주기적 함수가 되며 수렴성 푸리에 급수로 확대된다. 폐곡선 C의 푸리에 기술자는 다음과 같이 정의된다<sup>(9)</sup>.

$$z(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} A(n)e^{jnt} \quad (4)$$

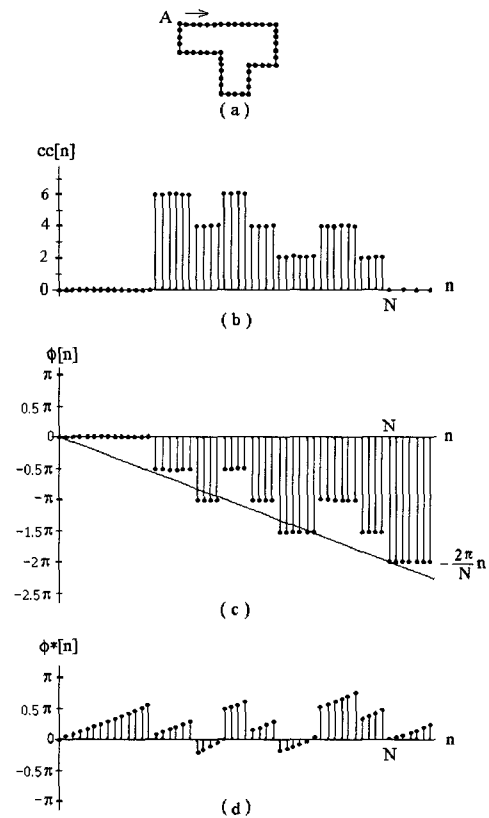
여기서  $A(n)$ 은 식(5)와 같다.

$$A(n) = \int_0^{2\pi} z(t) e^{-jnt} dt \quad (5)$$

이 푸리에 기술자는 폐곡선 C와  $z(t)$ 의 출발점에 의해 결정된다. 실제로 폐곡선 C는 디지털 영상으로부터 얻어지며 디지털 컴퓨터를 이용하므로 연속 함수인  $z(t)$ 는 이용할 수 없으며 이산 신호인  $z[n]$ 을 이용할 수 있다.  $z[n]$ 은  $z(t)$ 를 일정한 간격으로 N개의 표본을 취한 이산 값이다.

그림 4(a)와 같이 N개의 표본 값으로 구성된 도형의 경계선인 이산 폐곡선을 추적하여 그림 4(b)와 같은 N개의 체인 코드  $cc[n]$ 을 만들고 이 체인 코드를 푸리에 기술자로 계산하는 첫 단계는 x-y좌표계로

표시하는 것이므로 그림 4(c)와 같은 편각차분함수  $\phi[n]$ 으로 변환하고 그 다음 단계는 주기 함수를 만드는 것이므로  $\phi^*[0] = \phi^*[N] = 0$  되게 식(6)과 같이 정규화하여 그림 4(d)와 같은 정규화된 편각차분함수  $\phi^*[n]$ 으로 만들어 이산 주기 함수로 만든 후 이산 푸리에 급수를 전개하면 도형의 형상 특징을 추출할 수 있다.



(그림 4) (a)폐곡선 (b)체인 코드 (c)편각차분 함수 (d)정규화된 편각차분함수

$$\phi^*[n] = \phi[n] + \frac{2\pi}{N} n \quad (6)$$

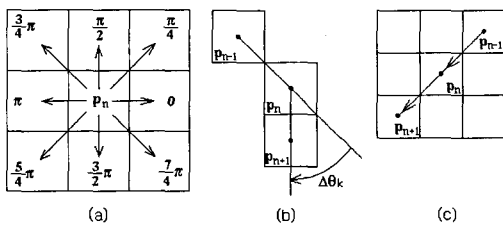
$$\text{DFT} \quad \phi^*[n] \Leftrightarrow \Phi[k] \quad (7)$$

본래 표본 추출된 폐곡선 경로가 8 방향 체인 코드로 되어 있으면 이 체인 코드열로 편각차분함수를 만든다.

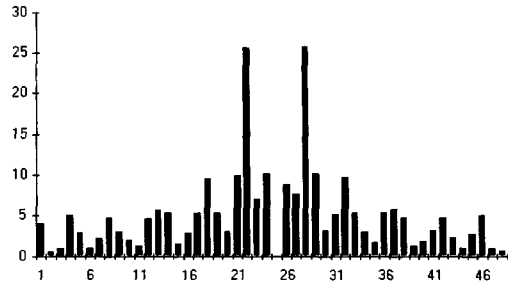
이때 편각차분함수는  $p_n = (I(n), J(n))$  으로부터  $p_{n+1} = (I(n+1), J(n+1))$  로 향하는 벡터의 방향은 그림 5와 같이 각 지점에서의 체인 코드에 해당하는 벡터 방향 편각으로 구한다<sup>(10)</sup>. 이 폐곡선은 8 방향으로 표시하고 있기 때문에  $\pi/4$  씩의 스텝으로 편각차분함수가 구해진다. 편각미분함수는 그림 5(b)에 표시하는  $(p_{n-1} - p_n)$  방향으로부터  $(p_n - p_{n+1})$  으로 변화했을 때의 각도인  $\Delta\theta_k$ 로 주어진다. 그림 5(c)와 같이  $(p_{n-1} - p_n)$ 의 방향과  $(p_n - p_{n+1})$ 의 방향이 같을 때에는 0으로 된다. 편각차분의 변화분은  $\pi$ 가 초과되지 않게 벡터 방향 편각을 선택하여야 한다. 이와 같이 구한 편각차분함수는 주기 함수가 되게 정규화된 편각차분함수로 전환되며 DFT 된다. 정규화된 이산 편각 차분 함수  $\phi^*[n]$ 은 주기가 N이면 DFT는 다음과 같다.

$$\Phi(k) = \sum_{n=0}^{N-1} \phi^*[n] e^{-j \frac{2\pi}{N} kn} \quad (8)$$

$\Phi(k)$ 는 기본 주파수의  $k(0 \sim N-1)$ 배가 되는 주파수들의 크기를 나타내는 이산 푸리에 계수이다. 도형을 회전하여 폐곡선의 출발점이 달라진 경우 정규화된 편각차분함수 그래프의 직류 성분이 달라진다. 그



(그림 5) (a) 벡터 방향 편각 (b)  $\Delta\theta_k \neq 0$   
(c)  $\Delta\theta_k = 0$  인 경우



(그림 6) 그림 4(a)의 푸리에 기술자

러므로 단지 폐곡선의 출발점에 관한 정보를 지닌 직류성분을 제거하기 위하여 편각차분함수의 이산 푸리에 급수  $A(0)$ 를 제거하여야 한다. 도형 폐곡선의 크기가 0.5배 되면 정규화된 편각차분함수의 주기가 0.5배 되며 이산 푸리에 계수도 크기가 작아진다. 그러므로 도형의 크기에 따라 달라진 푸리에 계수의 크기를 정규화하여야 한다. 정규화하는 방법으로  $A(0)$ 를 제외한 푸리에 계수 중 최대값으로 정규화한다. 그림 6은 그림 4(a) 폐곡선 도형의 푸리에 기술자를 나타내고 있다.

### 2.3 Zernike 모멘트

Zernike 모멘트는 회전, 크기 및 이동에 무관한 특징이 될 수 있으며, 직교 모멘트이므로 Zernike 모멘트로부터 쉽게 영상을 재구성할 수 있다. Zernike 모멘트는  $x^2 + y^2 = 1$ 인 단위원 내부에서 완전한 직교성을 이루는 2차원 공간상에서 식(9)와 같은 복소 다항식의 집합을 이용한다<sup>(8)-(11)-(13)</sup>.

$$\begin{aligned} V_{nm}(x, y) &= R_{nm}(x^2 + y^2) \exp(j m \tan^{-1} \frac{y}{x}) \\ &= R_{nm}(\rho) \exp(j m \theta) \end{aligned} \quad (9)$$

여기서  $n$ 은 양의 정수 혹은 0이며,  $m$ 은 양과 음의 정수이며,  $n - |m| = 2k$ 와  $|m| \leq n$  조건을 만족

한다.  $\rho$ 는 원점부터  $(x, y)$  pixel까지 벡터의 길이이고,  $\theta$ 는 벡터  $\rho$ 와 x축 사이의 시계 반대 방향 각이며, Radial 다항식  $R_{nm}(\rho)$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{\frac{n-|m|}{2}} (-1)^s \times \frac{(n-s)! \rho^{n-2s}}{s! \left(\frac{n+m}{2} - s\right)! \left(\frac{n-m}{2} - s\right)!} \quad (10)$$

$R_{n,-m}(\rho) = R_{nm}(\rho)$  이며 이 다항식들은 직교성을 가지며 다음을 만족한다.

$$\int \int_{x^2+y^2 \leq 1} [V_{nm}(x, y)]^* V_{pq}(x, y) dx dy = \begin{cases} \frac{\pi}{n+1} & \text{if } n=p, m=q \\ 0 & \text{기타} \end{cases} \quad (11)$$

$V_{nm}(x, y)$ 는 n 차수가 증가함에 따라 맥동 주파수가 증가한다. Zernike 모멘트는 영상 함수를 이 직교 기초 함수에 투사한 것이다. 디지털 영상  $f(x, y)$ 에 대한  $(m+n)$ 차 Zernike 모멘트는 정규 모멘트와 비슷하게 다음과 같이 정의된다.

$$A_{nm} = \frac{(n+1)}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) [V_{nm}(x, y)]^*, \quad x^2+y^2 \leq 1 \quad (12)$$

디지털 영상 함수  $f(x, y)$ 는 실수이고  $V_{nm}(x, y)$ 만이 복소수이므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$A_{nm} = \frac{(n+1)}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) \times [VR_{nm}(x, y) + jVI_{nm}(x, y)], \quad x^2+y^2 \leq 1 \quad (13)$$

$VR_{nm}(x, y)$ 와  $VI_{nm}(x, y)$ 는  $V_{nm}(x, y)$ 의 실수 및 허수 부분을 나타낸다. 또한 모멘트 계수 사이

에  $A_{nm}^* = A_{n,-m}$  관계가 성립한다. 주어진 영상의 Zernike 모멘트를 구하기 위해서 영상의 중심을 원점으로 놓고 화소를 단위원 내,  $x^2+y^2 \leq 1$ 에 매핑하여야 한다. 단위원 밖에 있는 화소는 계산에서 제외된다.  $A_{nm}$ 과  $V_{nm}(x, y)$ 으로  $f(x, y)$  근사치를 역으로 계산하면 다음과 같다.

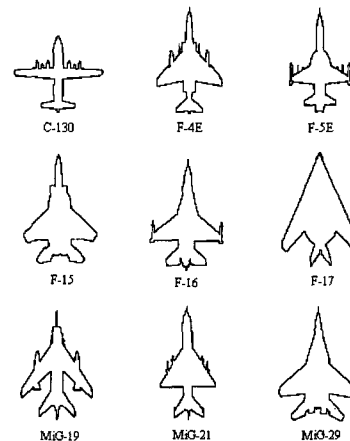
$$\hat{f}(x, y) = \sum_{n=0}^{n_{max}} \sum_m A_{nm} V_{nm}(x, y) \quad (14)$$

$A_{n,-m} = A_{nm}^*$ 이므로  $|A_{nm}| = |A_{n,-m}|$ 가 되며  $m \geq 0$ 인 Zernike 모멘트 특성  $|A_{nm}|$ 에 대해서만 구하면 되며,  $n_{max}$ 가 무한대가 되면  $\hat{f}(x, y)$ 는  $f(x, y)$ 에 접근한다. 낮은 차수 모멘트는 대략적인 형태 정보를 가지며 높은 차수 모멘트는 높은 주파수의 세밀한 형태 정보를 가진다.

### 3. 실험 결과 및 검토

#### 3.1 개요

본 논문에서 그림 7에 있는 미국 수송기와 전투기



(그림 7) 항공기 윤곽선

인 C-130, F-4E, F-5E, F-15, F-16, F-17 그리고 러시아 전투기인 MiG-19, MiG-21, MiG-29 9기종을 실험 항공기 도형으로 사용하였다.

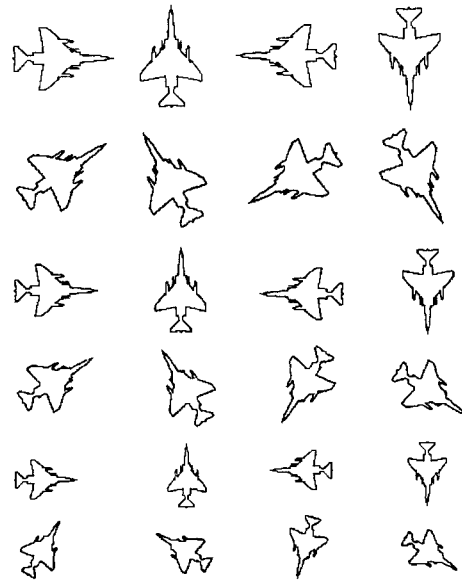
항공기 도형의 크기는 그림 8처럼 각 기종마다 4종류 크기(XL, L, M, S)로 하였으며, 각 기종의 모든 크기에 대해 24번 임의 회전(15도 정도)하여 총 864개(9기종 x 96기종)의 항공기 도형을 사용하였다.

### 3.2 불변 특징 추출

#### 3.2.1 푸리에 기술자

##### 3.2.1.1 폐곡선 검출

영상 처리 시스템에서 영상의 특징을 추출하는 것은 처리하고자 하는 영상을 분석하고 식별하는데 매우 중요한 요소가 된다. 이러한 영상의 특징 중에는 에지와 영역분할이 있다. 에지는 화소의 밝기나 색의 갑작스런 변화를 나타내는 특성을 가지며 물체의 테두리나 물체와물체간의 경계를 나타낸다. 즉, 에지 검출은 서로 다른 성질을 갖는 영역의 접하는 경계 부분의 에지를 검출하는 것이다. 그리고 영역 분할은 공통적인 특징을 갖는 부분으로 분리하는 것이다. 에지 검출과 영역 분할은 서로 상보적인 특징을 가지고 있다. 그러므로 물체의 윤곽선인 에지를 찾기 위하여 먼저 주어진 영상에서 서로 공통적인 성질을 가진 부분으로 영상 분할하여 물체와 배경을 분할하고 다음에 에지 검출 기법을 적용하여 폐곡선을 찾을 수 있다. 이러한 영역의 경계인 에지에 대해 인간 시각 시스템은 매우 민감하다는 것이 실험을 통하여 입증되었고, 대강의 윤곽만으로도 대상을 인식할 수 있다고 알려지고 있다. 이와 같이 추출된 에지는 시각 인식 시스템에서 물체의 크기, 형태, 상대적인 위치등을 인식해 내는데 매우 중요한 기본적인 요소가 된다.

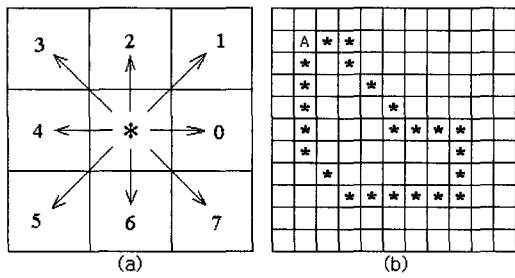


(그림 8) 회전-크기를 변환한 F-4E 도형

스캐너를 통하여 입력한 항공기 윤곽선은 에지만을 포함하지 않기 때문에 전처리를 하여 에지를 검출하여야 한다. 에지를 효과적으로 검출하기 위하여 첫 단계로 대상 물체인 항공기와 배경을 영역 분할하였다. 물체와 배경을 분리하기 위하여 영상 테두리 화소들을 배경 영역으로 하고 순차적으로 임계치 범위 안의 유사한 그레이 레벨 특징을 갖는 영역을 통합하여 배경과 항공기 도형의 영역으로 분할하였다. 배경과 물체 영역으로 분할된 영상은 배경과 물체 경계에서 그레이 레벨이 급격히 변하므로 에지를 검출하면 항공기의 외곽선을 검출할 수 있다. 이와 같이 영역 분할 후 에지를 검출하여 물체의 윤곽선인 폐곡선을 검출하였다.

##### 3.2.1.2 체인 코드

도형의 형상 특징을 찾기 위하여 윤곽선의 경계점을 차례로 추적하여 체인 코드로 표현 한다. 체인 코드는 디지털 곡선의 표시 방법으로 어떤 임의의 시

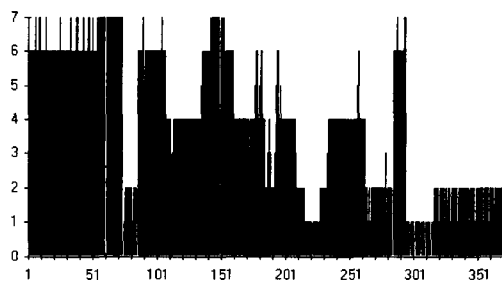


(그림 9) (a) 8 방향 체인 코드  
(b) 직교 그리드상의 폐곡선

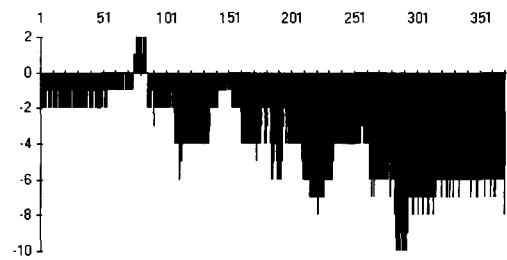
점 A를 정하고, 곡선상의 각 화소점에서 다음 화소점의 방향을 방향 코드에 따라 부호화하는 방법이다<sup>(1)-(9)</sup>.

그림 9(a)와 같은 8방향 체인 코드를 사용하여 그림 9(b)와 같은 도형을 8방향 체인 코드하면 "006776000666444443322222"와 같은 체인 코드열로 표현된다.

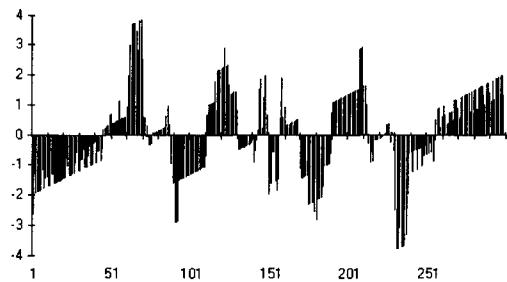
항공기 도형 윤곽선인 폐곡선상의 각 지점에서 그림 9(a)에 있는 8 방향 체인 코드대로 방향을 부호화하였다. 그림 10은 F-16 도형의 체인 코드열이고 그림 11은 편각차분함수이며 그림 12는 정규화된 편각차분함수를 나타내고 있다. 항공기 도형의 체인 코드열에서 대각선 방향은 길이가 1.5배 정도 되므로 대각선에 해당하는 체인 코드는 길이가 1.5배 되게 보상하여 대각선 보상 편각함수를 만들어 실험한 항공기 도형의 이산치를 실제 연속치와 오차가 적게 하였다.



(그림 10) F-16 항공기 도형의 체인 코드



(그림 11) F-16 윤곽선의 편각차분함수



(그림 12) F-16 윤곽선의 정규화된 편각차분 함수

### 3.2.1.3 이산 푸리에 변환

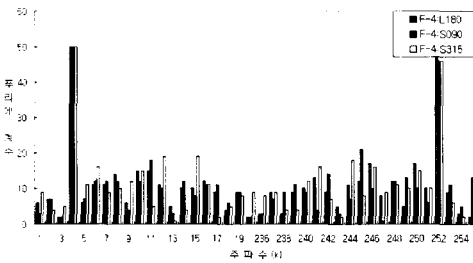
그림 12와 같은 윤곽선의 정규화된 편각 차분함수를 이산 푸리에 변환하여 이산 푸리에 계수를 구한다. 이산 푸리에 계수의 직류 성분  $A(0)$ 는 초기 출발점의 정보를 가지고 있으며 저주파 성분은 폐곡선의 대체적인 형상을 나타내고 고주파 성분은 급격히 변하는 부분의 정보를 나타낸다. 그러므로 직류 성분을 제외한 푸리에 계수를 이용하여 항공기 도형이 회전하여 폐곡선 추적 출발점이 변하더라도 푸리에 계수 성질에 의하여 폐곡선 초기 출발점에 무관하게 인식을 할 수 있다. 그리고 도형의 크기에 무관한 푸리에 계수가 되게  $A(0)$ 를 제외한 계수 중 제일 큰 계수로 나누어 정규화하여야 한다.

그림 13은 Large 크기에 회전 각도 180도, Small 크기에 회전 각도 90도, Small 크기에 회전 각도 315도 인 3 상태의 F-4E의 항공기 윤곽선의 푸리에 계수에서 직류 성분은 제거하고 정규화 시킨 256개의 푸리에 계수중 40개를 나타내고 있다. 그림 14, 그림 15,

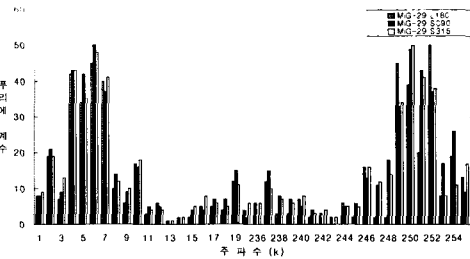


그림 16은 F-16, MiG-21, MiG-29 항공기 윤곽선의 크기 및 회전각이 다른 경우의 푸리에 계수에서 직류 성분은 제거하고 정규화 시킨 256개의 푸리에 계수 중 40개를 나타내고 있다. 그림 13, 14, 15, 16에서 항공기 도형의 크기 및 회전각이 달라도 푸리에 계수값들은 비슷함을 보여 정규화된 편각차분함수의 이산 푸리에 계수는 크기 및 회전각에 불감하는 특징을 나타내고 있다. 그림 17은 동일한 크기 및 회전각도를 갖는 F-4E 및 F-16 항공기의 푸리에 기술자를 나타내고 있으며 그림 18은 F-16과 MiG-29 항공기의

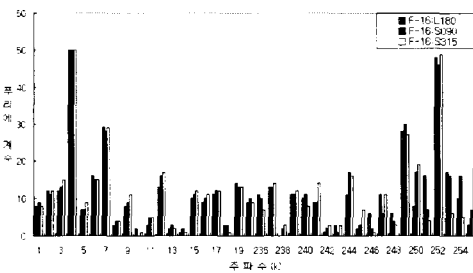
푸리에 기술자를 나타내고 있다. 그림 17 및 18에서 크기 및 회전각이 동일하여도 항공기 기종에 따라 도형의 윤곽선이 다르기 때문에 서로 다른 이산 푸리에 기술자를 갖고 있음을 나타내고 있다. 그림 13, 14, 15 및 16에서 크기 및 회전각이 다른 경우에도 동일 항공기 도형들의 푸리에 계수는 비슷하고, 그림 17 및 18에서 크기 및 회전 각도가 동일하여도 서로 다른 항공기 도형들의 푸리에 계수는 서로 다른 형태를 갖게 되므로 푸리에 기술자를 이용하여 크기 및 회전각에 불감한 패턴인식을 할 수 있다.



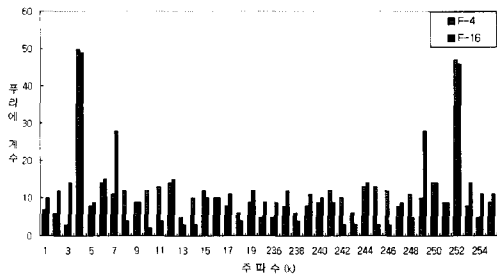
(그림 13) F-4 푸리에 기술자



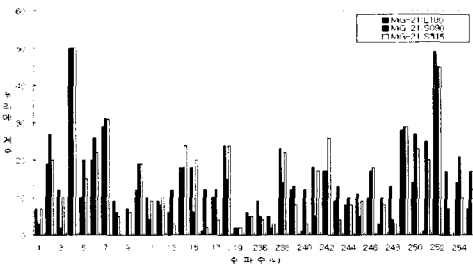
(그림 16) MiG-29 푸리에 기술자



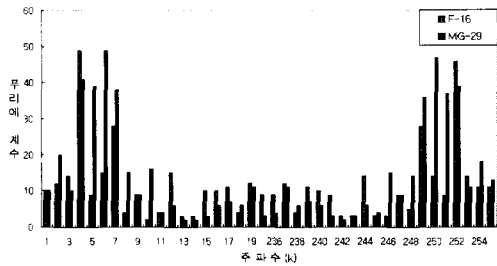
(그림 14) F-16 푸리에 기술자



(그림 17) F-4와 F-16 푸리에 기술자 비교



(그림 15) MiG-21 푸리에 기술자



(그림 18) F-16과 MiG-29 푸리에 기술자 비교

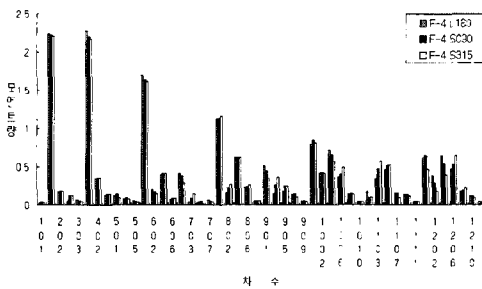
### 3.2.2 Zernike 모멘트

항공기 도형의 Zernike 모멘트 벡터를 다음과 같은 절차로 추출한다.

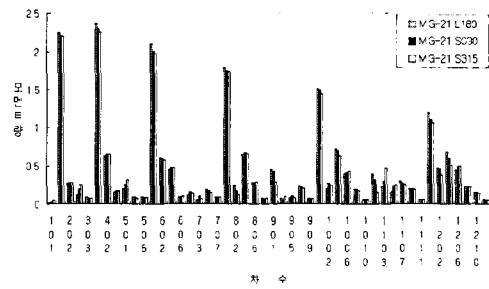
- 항공기 도형의 영상을 영역분할 방법으로 배경은 0, 항공기는 1로 하여 2진 항공기 영상을 만든다.
- 항공기 크기에 무관한 특징을 추출하기 위하여 항공기 영상의 윤곽선을 추적하여 항공기 영상의 중심을 정하고 항공기 영상의 크기를 정규화한다.
- 2진 항공기 영상을 식(13)과 같이 복소 다항식에 투사하여 Zernike 모멘트 특징  $A_{nm}$ 을 계산한다

그림 21은 Large 크기에 회전 각도 180도, Small 크기에 회전 각도 90도, Small 크기에 회전 각도 315도 인 3상태의 F-4E의 항공기 영상들의 차수별 모멘트

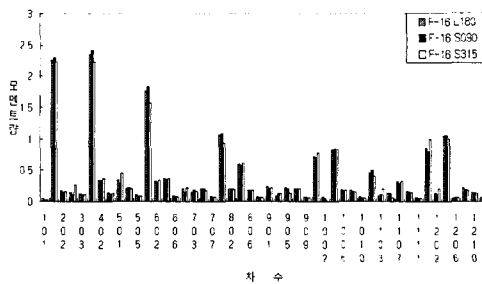
량을 나타내고 있다. 그림 19에서 y축은 각 차수의 모멘트 벡터 크기를 나타내며, x축은 차수  $A_{nm}$ 을 표시하며 아래 첨자 101은  $n=1 m=01$  이며 1210은  $n=12 m=10$ 을 나타낸다.  $A_{00}$ 는 도형의 직류 성분을 나타내고 다른 모멘트를 정규화 하는데 사용되며 높은 차수 모멘트는 높은 주파수 성분을 나타낸다. 그림 20부터 그림 22까지는 F-16, MiG-21, MiG-29 항공기 영상들의 차수별 모멘트들을 나타낸다. 그림 19부터 22까지의 그림에서 여러 회전 각도 및 크기를 가진 동일한 항공기에 대한 차수별 모멘트 크기들은 매우 유사함을 보였다. 그림 23은 동일한 크기 및 회전 각도를 갖는 F-4E와 F-16 항공기 도형의 차수별 모멘트들을 나타내고 그림 24는 동일한 크기 및 회전 각도를 갖는 F-16과 MiG-29 항공기 도형의 차수별 모멘트들을 나타내고 있다.



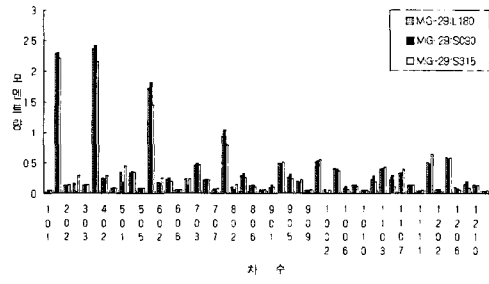
(그림 19) F-4 모멘트



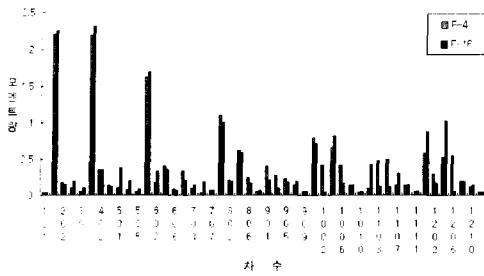
(그림 21) MiG-21 모멘트



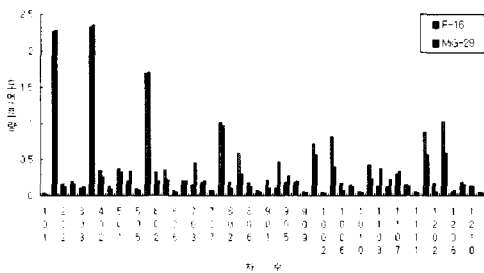
(그림 20) F-16 모멘트



(그림 22) MiG-29 모멘트



(그림 23) F-4와 F-16 모멘트 비교



(그림 24) F-16과 MiG-29 모멘트 비교

그림 23, 24에서 크기 및 회전각이 동일하여도 항공기 기종에 따라 서로 다른 모멘트량을 갖고 있음을 나타내고 있다. 그림 19~24에서 크기 및 회전 각도가 변하여도 동일 항공기 영상들의 모멘트량은 유사하고 그림 23 및 24에서 크기 및 회전 각도가 동일하여도 기종이 다르면 서로 다른 형태를 가지고 있어 Zernike 모멘트는 불변 특징으로서 크기 및 회전 각에 불감한 패턴인식을 할 수 있다

### 3.3 패턴 식별

#### 3.3.1 신경회로망을 이용한 패턴식별

미지 패턴이 주어졌을 때 그 패턴이 어느 집단에 속하는가를 결정하는 것이 패턴식별이다. 관찰한 어떤 대상물에서 추출된 미지의 특징 패턴이 어느 부류에 속하는가를 결정하는 방법으로 결정함수를 사용하는 방법과 거리 함수를 사용하는 방법 등이 있다.

본 연구에서는 거리 함수를 이용하는 경쟁 학습 신경회로망을 사용하였다. 경쟁 학습 신경회로망의 패턴분류 방법은 사전에 훈련패턴으로 연결강도를 학습시켜 연결강도가 각 집단의 대표값이 되게 기억시킨 후 미지의 패턴과 연결강도에 기억된 각 집단 대표 패턴까지 거리 오차 중에서 최소 거리인 집단으로 미지 패턴을 분류한다<sup>(13)</sup>.

식별이 요구되는 미지의 입력벡터  $x$ 와 이미 각 부류의 중심값을 지니고 있는 연결강도벡터  $w$  사이의 거리 오차는 다음과 같다.

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (x_i(t) - w_{ji})^2} \quad (15)$$

여기서  $d_j$ 는 부류 중심값과 미지의 입력벡터 사이의 거리 오차이고,  $x_i(t)$ 는 시각  $t$ 에서 입력되는 미지 입력의  $i$ 번째 차수 값이며,  $w_{ji}$ 는  $j$ 부류의  $i$ 번째 차수 값이다. 출력뉴런은 다음과 같이 거리 오차  $d_1, d_2, \dots, d_j$  중 제일 작은  $d_k$ 를 선택하여 식별한다.

$$d_k = \min \{d_j\} = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (x_i(t) - w_{ji})^2} \quad (16)$$

즉, 입력벡터  $x$ 는 가장 작은 거리 오차  $d_k$ 와 부합하는 연결강도벡터  $w_c$ 에 속하는 부류에 가장 가까운 관계에 있게 되며 경쟁 학습 신경회로망에서는 부류  $k$ 로 분류한다.

#### 3.3.2 푸리에 기술자를 이용한 패턴식별

경쟁 학습 신경회로망을 이용하여 관측된 미지 항공기의 영상에서 추출한 푸리에 기술자를 학습된 각 항공기의 푸리에 기술자와 비교하여 가장 가까운 항공기로 패턴 분류한다. 이와 같이 하여 구한 각 기종

[표 1] 푸리에 기술자를 이용한 식별율 평균 = 98.6 %

| 구분     | C-130 | F-4E  | F-5E | F-15  | F-16 | F-17  | MiG-19 | MiG-21 | MiG-29 |
|--------|-------|-------|------|-------|------|-------|--------|--------|--------|
| C-130  | 97.9  | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-4E   | 0.0   | 100.0 | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-5E   | 1.0   | 0.0   | 99.0 | 0.0   | 2.1  | 0.0   | 1.0    | 2.1    | 1.0    |
| F-15   | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 100.0 | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-16   | 1.0   | 0.0   | 1.0  | 0.0   | 97.9 | 0.0   | 1.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-17   | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 100.0 | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| MiG-19 | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 97.9   | 0.0    | 0.0    |
| MiG-21 | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 95.8   | 0.0    |
| MiG-29 | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 2.1    | 99.0   |

의 식별 성공율은 표 1과 같으며 평균 식별율은 98.6%이다. 표 1에서 C-130 항공기 패턴은 C-130으로 97.9%, F-5E로 1.0%, F-16로 1.0%로 분류되어 식별 성공율은 97.9%이다. 표 1에서 패턴식별 성공율이 저조한 항공기 패턴 부류는 F-16, MiG-21로서 F-16은 F-16으로 97.9%, F-5E로 2.1%로 분류되고 MiG-21은 MiG-21로 95.8%, F-5E로 2.1%, MiG-29로 2.1%로 분류된다. F-16과 F-5E가 서로 오식별 되는 경우가 많은 것은 각각의 패턴이 서로 중첩이 되어 발생하며 그림 7의 항공기 윤곽선에서 F-16과 F-5E가 육안으로 보기에 매우 비슷하다.

### 3.3.3 모멘트를 이용한 패턴 식별

경쟁 학습 신경회로망을 이용하여 관측된 미지 항공기의 영상에서 추출한 Zernike 모멘트와 이미 학습된 각 항공기의 모멘트를 비교하여 가장 가까운 항공기로 패턴 분류한다. 이와 같이 하여 구한 각 기종의 식별 성공율은 표 2와 같으며 평균 식별율은 98.7%이다. 표 2에서 패턴식별 성공율이 저조한 항공기 패턴 부류는 F-15, MiG-29로서 F-15는 F-15로 96.9%, MiG-29로 3.1%로 분류되고 MiG-29는 MiG-29

[표 2] 모멘트를 이용한 식별율 평균=98.7 %

| 구분     | C-130 | F-4E  | F-5E | F-15 | F-16 | F-17  | MiG-19 | MiG-21 | MiG-29 |
|--------|-------|-------|------|------|------|-------|--------|--------|--------|
| C-130  | 99.0  | 0.0   | 1.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-4E   | 0.0   | 100.0 | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-5E   | 1.0   | 0.0   | 97.9 | 0.0  | 1.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-15   | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 96.9 | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 4.2    |
| F-16   | 0.0   | 0.0   | 1.0  | 0.0  | 99.0 | 0.0   | 1.0    | 0.0    | 0.0    |
| F-17   | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 100.0 | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| MiG-19 | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 100.0  | 0.0    | 0.0    |
| MiG-21 | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 100.0  | 0.0    |
| MiG-29 | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 3.1  | 0.0  | 0.0   | 0.0    | 0.0    | 95.8   |

로 95.8%, F-15로 분류된다. F-15와 MiG-29가 서로 오식별 되는 경우가 많은 것은 각각의 패턴이 서로 중첩이 되어 발생하며 그림 7의 항공기 도형에서 F-15와 MiG-29가 육안으로 보기에 매우 비슷하다.

## 4. 결 론

항공기 인식 시스템에서 중요한 관심 분야의 하나는 위치, 크기, 회전에 무관하게 대상 물체를 자동 인식하는 것이다. 여러 상태의 물체 영상들을 정확히 식별하기 위해서는 크기, 위치 및 회전에 불변한 특징들을 추출하여야 하며 이와 같은 불변 특징으로 본 논문에서는 푸리에 기술자와 Zernike 모멘트량을 다루었다.

푸리에 기술자는 폐곡선을 회전하는 주기 함수인 정규화된 편각 차분 함수를 푸리에 급수로 전개하고 정규화하여 식별 물체의 크기나 위치 그리고 회전에 불변한 특징을 가지며, Zernike 모멘트 특징은 물체가 표시되는 영역 전체를 2차원 함수로 간주하고 밀도함수의 가중적분으로 밀도함수의 여러가지 기하적인 특성을 나타내는 2진 영상의 불변 특징을 가진다.

본 논문에서는 항공기 9기종에 대해 크기, 위치 및 회전각도를 변화시킨 총 864개의 항공기 영상들로부터 추출한 푸리에 기술자와 Zernike 모멘트량을 경쟁 학습 신경회로망을 이용하여 항공기를 식별한 결과 각각 98.6%와 98.7%의 식별율이 되었으며, 실험결과 식별 물체의 크기, 위치 및 회전에 무관하게 불변 패턴 인식할 수 있음을 확인하였다. 오식별되는 항공기 윤곽선들은 서로 비슷하였으며 특히 푸리에 기술자 특징에 의해 발생하는 오식별 경우는 항공기의 윤곽선이 서로 비슷한 경향을 보였으며, Zernike 모멘트 특징에 의해 발생하는 오식별 경우는 항공기 몸체 형태가 비슷한 경향을 보였다.

### 참 고 문 헌

1. M. Nadler and E. P. Smith, Pattern Recognition Engineering, Wiley, New York, 1993, pp. 149-224.
2. 오영환, 패턴인식론, 정익사, 1991, pp. 9-39.
3. J. Wood, "Invariant Pattern Recognition : A Review," Pattern Recognition, Vol. 29, No. 1, 1996, pp. 1-17.
4. C. Zahn and R. Roskies, "Fourier descriptors for plane closed curves," IEEE Trans. Comput., Vol. C-21, No.3, 1972. 3, pp.269-281.
5. E. Persoon and K.S. Fu, "Shape Discrimination using Fourier Descriptors," IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-7, 1977. 3, pp. 170-179.
6. A. Khotanzad and Y. H. Hong, "Rotation Invariant Image Recognition Using Features Selected Via Systematic Method," Pattern Recognition, Vol. 23, No. 10, 1990, pp. 1089-1101.
7. C. Teh and R. T. Chin, "On Image Analysis by the Methods of Moments," IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence, Vol. 10, No. 4, 1988. 7, pp. 496-513.
8. S. X. Liao and M. Pawlak, "On Image Analysis by Moments," IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence, Vol. 18, No. 3, March, 1996. 3, pp. 254-266.
9. T. P. Wallace and P. A. Wintz, "An efficient three-dimensional aircraft recognition algorithm using normalized Fourier descriptors," Comput, Graphics Image Processing, Vol. 13, 1980, pp. 99-126.
10. 남궁재찬, 화상공학의 기초, 기전 연구사, 1989, pp. 136-138.
11. A. Khotanzad and Y. H. Hong, "Invariant Image Recognition by Zernike Moments," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, No. 5, 1990. 5, pp. 489-497.
12. J. Schurmann, Pattern Classification, A Wiley-interscience pub., chapter 1, 1996, pp. 15-18.
13. 김창욱, 권태환, "Zernike 모멘트와 부류별 학습 신경회로망에 의한 항공기 식별", 공사 논문집, 제39집, 1997, pp. 317-336.