

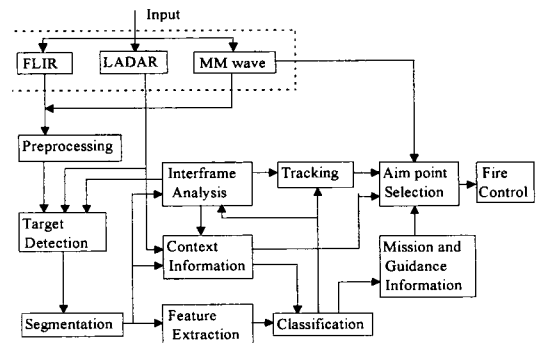
자동 표적인식 기술 동향

朴 榮 泰
慶熙大學校 電子工學科

I. 서 론

차세대 지능적 무기체계의 자동화를 위한 자동 표적인식(Automatic Target Recognition : ATR) 시스템^{1,2)}은 표적의 획득(Acquisition) 및 인식 과정에서 요구되는 전문가의 개입을 줄이고 궁극적으로는 자동화함으로써 실제의 상황에서 신뢰성 있고 빠른 Mission 시스템을 구축하는 것을 목표로 한다. ATR 시스템에 관한 연구는 60년대 중반부터 영상처리, 패턴인식 및 인공지능 분야의 기술에 기반을 두어 활발한 연구가 지속되어 왔고 시스템의 실시간 구현을 위한 연구도 최근의 VLSI 기술의 발달로 제한된 분야에서 가능하게 되었으며 이와 같은 지속적인 연구는 영상처리 분야에 괄목할 만한 발전을 가져 왔다.

ATR 시스템에서의 영상 장비로는 FLIR (Forward Looking Infrared : 8-12 micron), LADAR(CO2 Laser Radar : 10.6 micron) 및 MM wave sensor(3.2 mm) 등이 주로 사용된다. 이 중 FLIR 센서는 표적의 온도와 주변환경의 온도차에 의한 영상장비로서 주야에 관계없이 비교적 대비도가 높은 특성을 가지므로 전통적으로 ATR 시스템의 주요 영상장비로서 사용되어 왔다. LADAR 는 표적까지의 거리정보를 사용하며 기온, 날씨 등의 동작 조건에 민감하지 않은 특성을 가지고 있지만 Speckle 잡음이 존재하며, MM wave sensor 는 연기, 안개 등의 장애물을 통과할 수 있고 근거리에서의 FOV 가 크지만 원거리에서



〈그림 1〉 Multisensor ATR System

는 영상의 대비도가 매우 떨어진다. 따라서 이들 영상 센서는 ATR 시스템의 보조 장비로 사용되는 것이 일반적이다.

그림 1 은 위의 3가지 센서를 사용한 ATR 시스템의 구성을 나타낸다. 기본적인 ATR 알고리즘은 입력영상의 대비도를 높이고 잡음을 줄이기 위한 전처리 과정, 표적검출(Detection), 표적의 형상을 추출하기 위한 영상분할(Segmentation), 표적의 특징(Feature) 추출, 특징벡터 분류(Classification) 에 의한 인식, 표적을 요격하기 위한 추적(Tracking) 및 요격점 선택(Aim point selection) 등의 알고리즘으로 구성된다. FLIR 영상의 질을 높이기 위한 전처리 과정으로서는 Edge 정보를 손실하지 않는 Median filter 혹은 이의 병렬처리를 위한 Separable median filter 를 사용하는 것이 일반적이다.

원거리에서 촬영한 영상에서 다수의 표적이 존재할 경우 표적이 존재하는 국부영역을 검출하고 각각의 검출된 영역의 영상을 세부적으로 분석함으로써 효율적인 표적인식 시스템을 구현하기 위한 기법으로서 표적검출은 표적의 세부적인 인식 보다는 Background 와 구별되는 표적의 특성을 이용한다. 검출된 국부영역은 Segmentation 에 의해 표적의 형상을 주변 환경으로부터 분리한다. 표적의 형상을 인식하기 위한 중간 단계로서 표적의 위치, 크기 및 회전에 불변하고 변별력을 가진 특징추출 과정을 거치며 계산된 특징벡터의 분류에 의해 표적의 종류를 인식한다. 이와 같은 기법은 확률 통계에 의한 패턴인식 기법으로서 신뢰성 있는 인식을 위해서는 많은 량의 데이터를 필요로 한다. 표적인식을 위해서는 표적의 모델에 기반한 정합 기법을 사용할 수도 있으며 영상에 존재하는 Context 정보도 인식과정에 활용될 수 있다. 예를 들어 도로상의 표적이면 트럭이나 탱크와 같은 움직일 수 있는 표적일 가능성이 크다. 또한 영상 Frame 간의 정보를 분석함으로써 표적의 움직임도 측정 가능하므로 표적의 대상을 축소시켜 인식의 정확도를 높일 수 있으며 이러한 움직임 정보는 표적추적 과정에 직접 사용된다. 추적후 표적에 접근했을때 주어진 Mission 정보에 의해 요격점

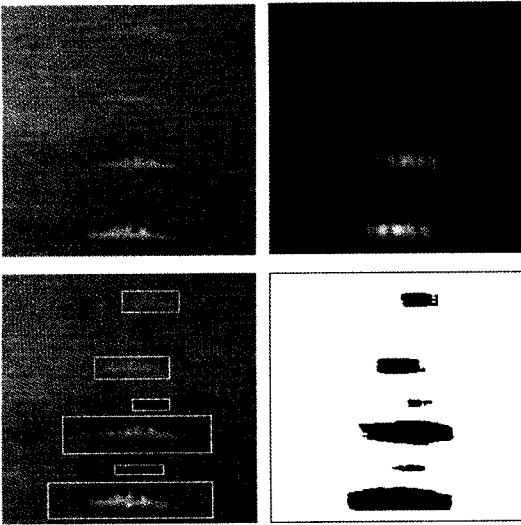
(Aim point) 을 결정하기 위해 장애물에 민감하지 않은 MM wave sensor 정보를 보조적으로 사용함으로써 정확도를 높일 수 있다.

영상인식 및 이해를 위한 컴퓨터 시각장치의 대부분이 공통적으로 갖고 있는 문제점은, 시각정보에 의한 인간의 판단능력과 유사한 기능을 가지고 다양한 환경에 적용할 수 있는 시스템을 구현하기 위해서는 인식을 위한 데이터베이스가 기하 급수적으로 커지며 이를 효율적으로 처리할 수 있는 알고리즘을 현재의 기술 수준에서는 구현하기 어려운 데 있다. 따라서 제한적이지만 ATR 시스템의 실제 구현을 위해서 인공지능 기법을 도입한 전문가 시스템의 구축도 제안되었다. 본 보고서에서는 ATR 시스템에서 전통적으로 사용되어 온 주요 영상처리 및 패턴인식 기법을 요약하고 그 문제점을 제시함으로써 기술적으로 취약하고 기술이전이 어려운 무기체계의 자동화와 국산화를 이룩하기 위한 기본적인 방향을 제시하고자 한다.

II. 2차원 표적인식 알고리즘

1. 표적검출(Target detection)

표적 검출을 위한 대표적인 방식으로서는 Contrast box filter^[3], Double gated filter^[3], 및 Spoke filter^[3] 등을 들 수 있으며 이중 Contrast box 의 경우가 Missing 율이 가장 적은 신뢰성 있는 결과를 보이고 있으며 False alarm 율은 3가지 경우 모두 비슷하다^[3]. Contrast Box 에 의한 표적 검출 기법은 다음과 같다. 영상의 모든 화소에 대해 일정한 크기의 Target window 내의 화소의 평균값 μ_T 와 표준편차 σ_T 를 계산하고, Target window 주변의 Background window 에 존재하는 화소의 평균값 μ_B 와 표준편차 σ_B 를 계산한다. 표적이 존재하는 국부영역은 다음과 같은 과정에 의해 검출된다. 1) Contrast 영상생성($C = ((\mu_T - \mu_B)^2 + \sigma_T^2) / \sigma_B$), 2) Contrast 영상의 히스토그램 산출, 3) Thresholding, 4) Connected region analysis. Contrast box 에 의한 표적검출의 예를 그림 2에



〈그림 2〉 Contrast box에 의한 표적검출의 예

보인다. 시계방향으로 원영상, Contrast 영상, Thresholding 과 연결영역 검출 과정을 거친 영상 및 검출된 국부영역을 각각 표시한다.

2. 영상분할(Segmentation)

표적의 형상을 자동으로 분리하는 영상분할 기법은 Grey level의 임계치에 의한 영상분할, Edge 검출 및 Linking에 의한 기법 및 영역의 유사성에 따른 Split and merge 기법 등과 같은 3가지 부류로 나뉘어 진다. ATR 시스템에서의 영상분할 과정은 실행속도가 비교적 빠른 임계치에 의한 기법 중 임계치를 자동으로 설정할 수 있는 Super Slice^[3,11] 혹은 영상의 대비도가 떨어지거나 S/N 비가 낮은 경우에도 잡음의 영향에 덜 민감한 특성을 가진 Relaxation 기법^[10,11]을 사용할 수 있다. 기본적인 Super slice 알고리즘은 다음과 같다.

SuperSlice Algorithm :

```

}
Input an image;
Apply Sobel operator;
Threshold the edge magnitude;
Do {
  Threshold the input image;
  Extract boundary points of thresholded

```

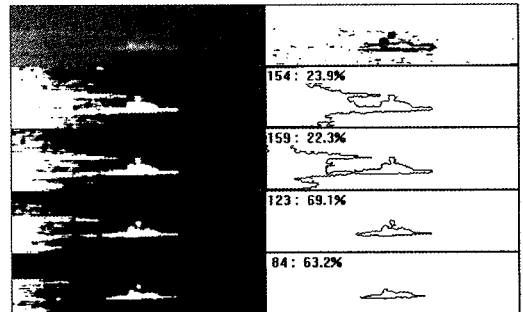
```

image;
Calculate Matching score  $\eta$ ;
Adjust the Threshold;
} Until ( $\eta$  is the local maximum.)

```

η 는 Segment 결과의 윤곽이 영상의 Edge 정보와 일치하는 정도를 나타내므로 η 가 충분히 클 경우 임계값을 조정하지 않고 현재의 Segment 결과를 취하며 η 가 작을 경우 임계값을 변화시켜 Super slice 과정을 되풀이한다. 이와 같이 과정에 의해 Edge 정보에 최대한 일치하는 임계값을 결정함으로써 Segmentation 과정을 자동화시킬 수 있다.

Contrast box 와 Super slice에 의한 Segmentation 기법을 그림 1의 원영상에 적용한 결과를 그림 3에 보인다. 영상에 존재하는 4개의 표적과 2개의 Cluter가 검출되었다. 검출된 2개의 Cluter는 크기가 상대적으로 작고 형상의 특징 정보를 사용하여 후처리 과정에서 제거할 수 있다. Segmentation 과정에서 영상의 대비도가 떨어지거나 S/N 비가 낮은 경우에는 잡음의 영향에 덜 민감한 특성을 가진 Relaxation 혹은 Morphology^[4]

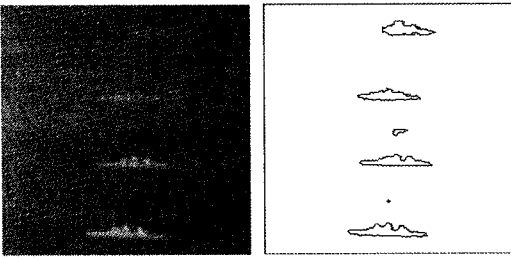


〈그림 3〉 Super slice에 의한 영상분할의 예

에 기반한 기법을 사용할 수 있지만 실행시간이 긴 단점이 있다.

3. 특징추출(Feature extraction)

인식시스템의 실용화를 위해서는 인식대상의 크기, 위치, 회전에 구애받지 않는 특징(Feature)을



(그림 4) Contrast box와 Super slice에 의한 표적
형상 추출의 예

선택해야 된다. 이와 같은 세가지 특성을 가지고 인식이 적합한 특징으로서, 기하학적 특징, 모멘트 불변함수, Fourier descriptor, AR Model 및 Normalized Projection 방식을 적용할 수 있다.

○ Fourier Descriptors^[7]: 세그먼트된 영상의 접선각도 함수를 $\phi(d)$ (여기서 d는 contour 상의 시작점으로부터의 거리를 의미한다.) 라 하고 $\phi'(t)$ 를 $\phi(d)$ 의 표준화 함수라 하면,

$$\phi'(0) = \phi'(2\pi) = 0$$

$$\phi'(t) = \phi\left(\frac{Lt}{2\pi}\right) + t$$

이다. 여기서 L은 표적 윤곽의 길이이다. $\phi'(t)$ 는 주기 2π 인 주기함수이므로 다음과 같은 푸리에 급수로 전개할 수 있다.

$$\phi''(0) = A_0 + \sum A_k \cos(Rt - a_k)$$

여기서 $A_k(k=1, 2, \dots)$ 는 크기, 회전, 위치에 불변한 특징으로 사용될 수 있다.

○ Autoregressive Model (AR Model) 에 의한 파라메타 추출^[5,9]: 표적의 중심으로 부터 Edge까지의 거리를 등각 간격으로 계산하여 1차원 함수 데이터로 구성하고 이를 AR model 에 맞도록 최소자승오차 기법에 의하여 파라메타를 구한다. 등각간격의 거리를 $r(i)$ 로 표시하면 AR Model 은 다음 식에 의해 표현된다.

$$r(i) = \sum_{j=1}^m \theta_j r(i-j) + a + \beta \epsilon(i)$$

여기서 m은 파라메타의 갯수를 나타낸다. 최소자승 오차 기법에 의하여 구해진 파라메타들, 즉

$\frac{a}{\sqrt{\beta}}$, $\theta_1, \theta_2, \dots$ 은 표적의 크기, 위치, 회전에 무관

한 특징 벡터로서 사용될 수 있다.

○ Moment Invariant Functions^[6]: 이차원 표적의 인식을 위한 특징 벡터로서 모멘트 불변 함수를 사용할 수 있다. p-q 차 모멘트는 다음 식으로 주어진다.

$$\mu_{pq} = \sum_{(x,y) \in S} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q$$

여기서 x와 y는 각각 수평 및 수직 좌표를 나타내며 S는 세그먼트된 영상을 나타낸다. p-q 차 모멘트의 조합으로 크기, 위치, 회전에 무관한 7개의 모멘트 불변함수 m_1, \dots, m_7 가 Hu^[6]에 의해 유도되었고 이들 함수는 표적의 전체적인 형상을 묘사하는 일정한 값을 지니고 있으므로 표적인식을 위한 특징으로 사용될 수 있다.

○ Normalized Projection^[11]: 표적의 방향이 뚜렷할 경우 표적의 형상을 Principal axis의 수직방향으로 투영시키고 표적의 크기에 따라 정규화 하면 표적의 모양을 그대로 유지하므로 표적인식을 위한 특징으로 사용될 수 있다.

특징추출 기법의 성능은 표적의 방향이 뚜렷할 경우 표적의 2차원 형상을 1차원으로 투영한 Normalized projection 기법의 변별력이 변환에 의한 기법보다 우수하며 변환에 의한 기법의 경우 2가지 이상의 기법을 혼용함으로써 변별력을 대폭 향상시킬 수 있다^[11]. 위에서 기술한 특징외에도 표적의 폭과 높이의 비율, 표적의 크기와 거리의 비율, 최소 반경, 최대 반경등과 같은 기하학적인 특징도 표적을 묘사하는 특징으로 사용될 수 있다.

4. 분류(Classification)

패턴분류 기법 중 Bayes Classifier는 이론적으로 오인식률을 최소로 하는 분류기법으로서 특징 공간 상에서 특징벡터의 분포가 부류에 따라 Unimodal 하고 훈련 데이터가 충분할 경우 매우 안정된 특성을 갖는다. Bayes Classifier의 결정논리는 다음과 같다.

$$\text{Decide } \omega_i \text{ if } P(\chi/\omega_i) = \text{Max } P(\chi/\omega_i)$$

i 번째 부류의 확률밀도함수 $P(\chi/\omega_i)$ 는 Gaussian 분포를 가정하여

$$P(\chi/\omega_i) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \Sigma_i^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-\mu)' \Sigma_i^{-1}(x-\mu)\right)$$

로 계산되며 Covariance matrix Σ 와 Mean vector μ 는 다음과 같이 MSE 방식에 의해 주어진 훈련 데이터로부터 계산된다.

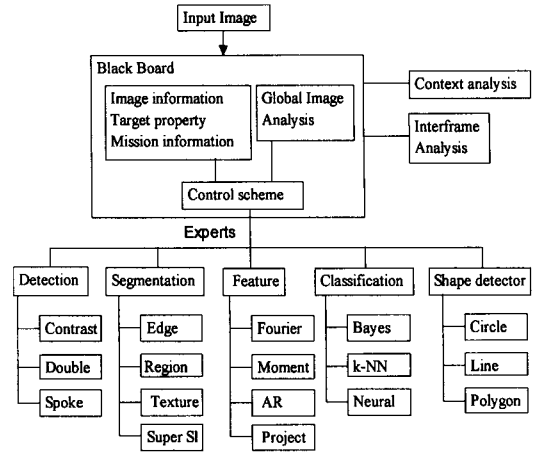
$$\mu = \frac{1}{N} \sum x_k$$

$$\Sigma_i = \frac{1}{N_i} \sum (x_k - \mu)(x_k - \mu)'$$

Bayes 분류기는 데이터의 분포가 Multimodal의 경우는 적용이 곤란하다. 이 경우 Bhattacharyya 거리척도에 의한 k-NN 분류기, k-means 알고리즘, 선형 및 Quadratic 분류기, 특징정보를 선택적으로 사용하여 인식과정을 고속화 할 수 있는 Tree 분류기^[9] 등을 적용할 수 있으며 최근에는 다층 퍼셉트론^[8] 혹은 적응공명이론(Adaptive Resonance Theory : ART2)^[11]과 같은 신경회로망에 의한 분류도 제안되었다. 특히 ART2는 새로운 패턴과 ART2의 내부 Template 패턴과의 정합률이 높지 않을 경우 새로운 Template 패턴을 자동으로 생성할 수 있는 기능과 과거에 학습된 정보를 잃어버리지 않고 새로운 정보에 신속히 대응할 수 있는 적응학습 기능을 가진 신경망분류기의 훈련과정으로서 훈련 데이터가 충분하지 않을 경우에도 주어진 데이터의 분포를 적절히 근사시킬 수 있는 장점을 가지고 있다. 즉, 인식 대상의 종류가 추가되거나 입력 패턴이 과거에 학습된 패턴과 판이하게 다를 경우에 이를 자동으로 감지할 수 있으므로 훈련과정의 자동화가 용이하다.

III. 자동표적인식 전문가 시스템

표적의 국부적 형상에 의한 인식은 주변 환경의 변화와 잡음에 의해 많은 영향을 받는다. 표적의 국부적 형상과 함께 지형적인 Context 정보를 활용함으로써 ATR 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다. 예를 들어 도로상의 표적이면 움직일 수 있는 표적일 가능성이 크므로 바퀴와 같은 원형의 형상을 검출된 표적의 주변에서 검색함으로써 표적을 확인하고 표적이 장갑차인 경우 포문과 같은 평행한 두개의 선 성분을 검색함으로써 인식의 정확도



(그림 5) Knowledge based expert ATR system.

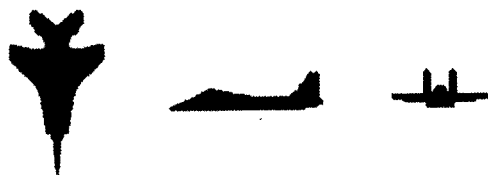
를 높일 수 있다. 또한 표적의 종류, 기후조건 등에 따라 최적의 표적검출 및 특징추출 기법이 달라질 수 있다. 따라서 다양한 동작 환경에서 최적의 알고리즘을 축적된 Evidence에 따라 변경할 수 있어야 한다. 이와 같이 주어진 영상에 따른 Context 정보의 추출, 적절한 알고리즘의 선택을 체계적으로 하기 위해서는 Rule에 근거한 전문가 시스템을 필요로 한다. 전문가 시스템은 1) 하부 영상처리와 패턴인식 알고리즘 Library, 2) Symbolic 표현에 의한 지식기반(Knowledge base), 3) 축적된 Evidence에 따른 Control strategy의 3가지 부분으로 구성된다. ATR을 위한 전문가 시스템으로는 그림 5에서와 같은 Blackboard^[30] 기법을 예로 들 수 있다. 원, 선, 다각형, 평행선 등의 형상 검출 알고리즘에 의해 검출된 Context 정보와 Interframe 정보, 혹은 표적의 크기, 방향성 등과 같은 사전의 Mission 정보를 기반으로 검출된 표적 혹은 Clutter에 대한 Evidence를 Blackboard에 나열하고 축적된 Evidence에 따라 Rule에 의해 표적검출, 영상분할, 특징추출, 분류 알고리즘들 중 적절한 알고리즘을 전문가 그룹으로부터 순차적으로 선택해 표적인식의 신뢰도를 향상시킨다. 이러한 전문가 시스템의 구축하기 위해 핵심 되는 요소는 지식기반에 따른 Control strategy의 생성이며 다양한 상

황의 영상 데이터 및 Scenario 를 필요로 한다.

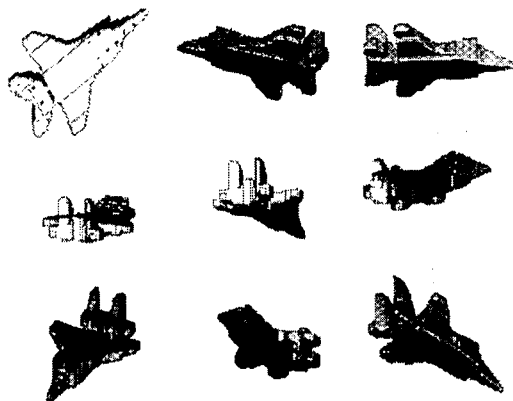
IV. 3차원 표적인식 알고리즘

시각정보에 의한 인간의 판단능력과 유사한 기능을 가진 컴퓨터 비전 시스템의 응용 분야로서 시각 센서에 의해 획득한 2차원 영상을 통해 3차원 물체를 자동으로 인식할 수 있는 기법은 공장 자동화를 위한 로봇 비전, 무인 감시 시스템, 군사적 분야에서 지능적 무기체계등 거의 모든 시각정보처리 분야에서 필수적인 핵심기술이다. 동일한 물체라도 3차원 좌표계에서 보는 방향에 따라 매우 다른 2차원 형상을 갖고 있으므로 단순히 2차원 형상인식 기법을 적용시키고자 할 경우 모든 방향에 대한 기준 모델의 데이터베이스를 구축해야 하므로 데이터베이스의 크기가 기하급수적으로 커지며 인식속도가 매우 느려진다. 소수의 2차원 영상으로부터 3차원 물체를 묘사하고 2차원 형상으로부터 3차원 물체를 추론하여 정합하는 기법으로서 Stereo vision, Shape from shading, Shape from texture, Octree based matching, Range 영상의 Hough 변환에 의한 3차원 인식기법^[13] 등의 다양한 기법이 시도되었으나 인식 알고리즘의 복잡성으로 인해 처리시간이 길어져 3차원 컴퓨터 시각장치의 본격적인 활용이 매우 제한적인 상황이다.

따라서 ATR 시스템에서의 3차원 표적인식 기법은 아직 실용화가 어려우며 표적까지의 Aspect 각도를 측정할 수 있는 경우 여러 가지 각도에서 측정한 데이터를 기반으로 2차원 표적인식 기법을 확장하여 적용시킬 수 있지만 방대한 양의 데이터와 하드웨어를 필요로 한다. 위에서 기술한 3차원 표적인식 기법 중 Octree 방식은 3차원 표적을 묘사할 수 있는 가장 일반적인 방식으로서 3개의 직각방향의 영상(Front, Top, Side view) 로부터 Volume intersection algorithm^[12] 에 의해 Octree 구조를 자동으로 생성할 수 있으며 임의 시각방향에서 본 2차원 투영영상을 합성할 수 있으므로 3



〈그림 6〉 Top, Side, Front view 영상



〈그림 7〉 Octree로부터 합성된 2차원 투영영상

차원 표적의 Model 로서 활용될 수 있다. 3차원 표적을 2차원으로 적절히 사상하여 주어진 2차원 영상과의 정합과정을 통하여 인식하는 기법이 제안되었으며, 3차원 및 2차원 특징점 쌍을 선택하는 4개의 정합점 검색, Viewing direction 계산 및 투영영상 생성, 모델의 투영된 2차원 영상과 입력 2차원 영상과의 정합기법 등의 과정으로 구성된다. 그림 7은 그림 6의 Top, Side, Front view 영상으로부터 생성된 3 차원 표적의 Octree 로부터 임의의 각도에서 본 2차원 투영영상을 합성한 예로서 Octree 모델의 유용성을 보인다.

V. 병렬처리에 의한 알고리즘의 고속화

알고리즘의 병렬화에 따른 처리속도의 고속화 및 실시간 처리는 VLSI 의 급속한 발전에 따라 가능하게 되었다. VLSI 구현의 가장 심각한 문제점은 프로세서 간의 데이터 교환의 제한성에 있다.

즉 알고리즘의 복잡도에 따라 프로세서의 연결이 복잡해지므로 현재의 기술로는 국부 연결로 실현 가능한 알고리즘에 한해 VLSI 에 의한 실시간 처리가 가능하다. 또한 병렬처리 컴퓨터와 같은 전통적 기법으로는 Communication 의 Scheduling 과 Shared memory 의 제어를 위한 Overhead 로 인해 신호처리와 같은 다양한 알고리즘의 실시간 처리에 적합하지 않다. 따라서 주어진 알고리즘의 실시간 처리를 위해서는 VLSI 를 위한 전용 하드웨어의 도입이 불가피하다. 이와 같이 VLSI 신호처리(특히 영상처리를 위한 VLSI) 를 위한 기본적인 방식으로는 다음과 같은 5가지 방식을 들 수 있다.

(1) Systolic Array^[16]: 모든 데이터가 Array 상에 균일하게 주입되는 구조로서 각각의 모듈은 동기화되어 모듈 간의 간단한 접속에 의해 Array 의 확장이 간단하게 이루어지며 높은 Pipeline 처리능력을 갖는다. 그러나 Systolic array 는 모든 프로세서에 대해 동일한 처리속도를 가정하므로 알고리즘의 병목현상이 존재할 경우의 처리능력이 비효율적인 단점이 있다.

(2) Data-Flow Multiprocessor^[17]: Systolic array 에서의 동기화 조건의 한계를 극복할 수 있는 방식으로서 각 프로세서는 유효한 Data 가 존재할 때 비동기 방식으로 처리되므로 프로세서 사이의 의존성이 없을 경우의 Pipeline 처리가 매우 효율적이다. 또한 중앙 제어와 Global memory 의 사용을 줄일 수 있다. 범용의 Data-flow multiprocessor 를 위해서는 프로세서 사이의 연결과 메모리 Conflict 문제가 해결되어야 한다.

(3) Wavefront Array^[15]: Systolic array 의 특성인 Modularity 와 Data-flow multiprocessor 의 장점인 비동기 방식을 결합한 형태로서 가장 진보된 형태의 VLSI processing 기법이나 알고리즘을 분석하여 Array 혹은 Pipeline 구조로 변환하는 과정이 필요하다. 이러한 변환 과정은 알고리즘으로부터 DG (Dependence Graph), SGF (Signal Flow Graph), DFG (Data Flow Graph) 의 Mapping 에 의해 이루어진다.

(4) Mesh 구조의 SIMD Array Processor : 각

프로세서는 독립된 메모리와 동, 서, 남, 북 방향의 통신 채널을 보유하고 있는 Single Instruction Multiple Data 형태의 병렬처리 프로세서로서 데이터 의존성이 낮은 알고리즘의 실시간 화에 최적인 구조이다.(예 : Geometric Arithmetic Parallel Processor)

(5) 범용 MIMD Parallel Processor : 각 프로세서는 독립된 메모리와 통신 채널을 보유하고 있는 Multiple Instruction Multiple Data 형태의 범용 병렬처리 프로세서로 데이터 의존성이 높은 경우에도 프로세서 간의 데이터 교환이 용이하므로 알고리즘의 병렬화가 비교적 용이하다.(예 : TMS320C40, TMS320C80, Transputers)

실시간 인식을 위한 최적의 하드웨어 구조는 영상처리 알고리즘의 데이터 의존성에 따라 달라진다. 영상인식 시스템을 구성하는 각각의 알고리즘마다 전용 프로세서와 병렬처리 구조를 설계하는 것은 개발시간, 비용, 인력 면에서 매우 비효율적이므로 ATR 시스템의 실시간화를 위해서는 위의 SIMD 와 MIMD 구조의 하드웨어 Platform을 사용해 데이터 의존성이 낮은 알고리즘(표적검출, 영상분할등)은 SIMD 구조의 Array 프로세서로 처리하고 의존성이 높은 알고리즘(특징추출, 분류 및 정합등)은 MIMD 구조의 병렬처리 프로세서로 처리하는 것이 최적의 하드웨어 구조이다.

VI. 결론

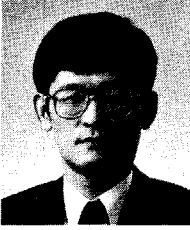
본 보고서에서는 ATR 시스템에서 전통적으로 사용되어 온 주요 영상처리 및 패턴인식 기법과 실시간 처리를 위한 하드웨어 구조를 조사, 요약하고 그 문제점을 제시하였다. ATR 시스템의 구현을 위해서는 영상처리, 패턴인식, 인공지능 및 병렬처리 기법 등의 복합적인 기술이 요구되며 체계적인 시스템 개발을 위해서는 1) 고도, 위도, 경도 등의 측정 가능한 정보, 인식대상 표적의 종류, 인식 및 표적추적을 위한 실시간 처리 등에 관한 표적 인식 시스템의 사양 정의, 2) ATR 시스템의

성능 평가 및 알고리즘의 세부 조정을 위한 광범위한 영상 데이터베이스의 구축, 3) 기존의 알고리즘을 보완한 새로운 기법 연구, 4) 실시간 처리를 위한 최적의 하드웨어 구조 선택 및 병렬화 알고리즘 개발 등과 같은 분야의 연구가 지속적으로 수행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] B. Bhanu, "Automatic Target Recognition: State of Art Survey," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 364-379, (1986).
- [2] K. Augustyn, "A New Approach to Automatic Target Recognition," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. 28, No. 1, pp. 105-114, (1992).
- [3] M. Burton, M. and C Benning, "Comparision of imaging infrared dection algorithms: Infrared technology for target dection and classification," Proceedings of the SPIE, pp. 26-32, (1981).
- [4] T. Peli, et al, "Morphology-based algorithms for target detection/segmentation in FLIR imagery," Proc. of SPIE, pp. 85-93, (1994).
- [5] S.R. Dubois, F.H. Glanz, "An Autoregressive Model Approach to Two-Dimensional Shape Classification," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-8, No. 1, pp. 55-65 (1986).
- [6] M.K. Hu, "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants," IRE Trans. Inform. Theory IT-8, pp. 179-187 (1962).
- [7] C.T. Zahn, R.Z. Roskies, "Fourier Descriptors for Plane Closed Curves," IEEE Trans. Comput. C-21, pp. 269-281 (1972).
- [8] Y. Park, "A Comparison of Neural Net Classifiers and Linear Tree Classifiers: Their Similarities and Differences," Pattern Recognition, Vol. 27, No. 11, pp. 1493-1503, (1994).
- [9] Y. Park, J. Sklansky, "Automated Design of Linear Tree Classifiers," Pattern Recognition Vol. 13, No. 12, pp. 1393-1412, (1990).
- [10] 박영태, "FLIR 표적 영상 검출을 위한 자동 세그멘테이션," 레이저 공학, 제4권, pp. 65-70, (1993)
- [11] 박영태, "자동 표적인식 연구 보고서," 국방과학연구소, (1996)
- [12] C.H. Chien and J.K. Aggarwal, "Volume/Surface Octrees for the representation of 3-D Objects," CGIP, Vol. 36, pp. 100-113, (1986).
- [13] R. Krishnapuram and D. Casasent, "Determination of Three-Dimensional Object Location and Orientation from Range Images," IEEE PAMI, Vol. 11, No. 11, pp. 1158-1166, (1989).
- [14] T. Matsuyama, "Knowledge-based aerial image understanding systems and expert systems for image processing," IEEE Trans. Geosc. and Remote Sensing, Vol. 25, No. 3, pp. 305-316, (1987).
- [15] S.Y. Kung, VLSI Array Processors, Prentice-Hall, (1988).
- [16] H.T. Kung, "Why Systolic Architectures?," IEEE Computer, 15(1), pp. 37-46, (1982).
- [17] J.B. Dennis, "Data Flow Supercomputers," IEEE Computer, pp. 48-56, (1980).

저자 소개



朴 榮 泰

1956年 6月 6日生

1989年 12月 Ph. D. University of California, Irvine

1981年 8月 M.S. KAIST(전기 및 전자공학과)

1979年 2月 B.S. 서울대학교 전자공학과

1992年 3月~현재 경희대학교 전자공학과 부교수

1991年 6月~1992年 2月 대우통신 중앙연구소 책임연구원

1990年 7月~1991年 2月 Innovision Medical Inc.(Research Scientist)

1990年 1月~1990年 7月 University of California, Irvine(Post Doc)

주관심 분야: 컴퓨터 비전, 영상처리, 신경회로망 이론, 병렬처리 구조 및 알고리즘.