

# 마할라노비스 거리와 기하학적 파라미터에 의한 표적의 인식

## Target Identification using the Mahalanobis Distance and Geometric Parameters

이 준 응, 권 인 소  
(Joon Woong Lee and In So Kweon)

**Abstract** : We propose a target identification algorithm for visual tracking. Target identification is realized by finding out corresponding line segments to the hypothesized model segments of the target. The key idea is the combination of the Mahalanobis distance with the geometrical relationship between model segments and extracted line segments.

**Keywords**: target identification, Mahalanobis distance, matching quality, data structuring

### I. 서론

3차원 공간에서 움직이는 물체의 추적은 동적 환경인식에 있어서 중요한 이슈 가운데 하나로서 본 논문에서는 영상도메인에서 움직이는 표적의 인식문제를 다룬다. 시각센서정보에 기초한 움직이는 물체 추적에서 선결요건은 어떤 특징(feature) 또는 어떤 물체를 추적할 것인지를 결정하고 그 특징이나 물체의 식별이 추적에 앞서 이루어져야 한다는 것이다. 논문에서는 알려진 표적에 대하여 이 표적의 식별을 위해 우선 표적의 외곽 선분요소들로 형상모델을 구축하고, CCD 카메라에서 입력된 영상에서 선분을 추출한 후 형상모델의 선분요소와 기하학적으로 가장 유사한 선분요소를 찾아낸다. 이 때 사용되는 핵심 아이디어는 마할라노비스(Mahalanobis) 거리[9]와 형상모델의 선분과 추출된 선분요소들 사이의 위상학적 관계를 묘사하는 기하학적인 관계성을 이용하는 것이다. 입력 영상에서의 선분의 추출은 Lee와 Kweon[2]에 의해 제안된 선분추출 알고리즘을 이용한다. 통계적 원리에 바탕을 둔 마할라노비스 거리는 영상의 특징 매칭 문제에서 의존성이 큰 휴리스틱한 파라미터의 선정 문제를 극복할 수 있는 토대를 제공한다. 제안된 표적인식 방법의 특징은 일반적으로 시각적 추적을 어렵게 만드는 요인이 되고 있는 모션의 불연속이나 국부적인 가림(occlusion)이 발생한 환경에서도 추적중인 표적의 인식이 가능하다는 것이다.

모델에 기반한 물체식별은 물체 인식[8][10][11][12], 로봇 매니퓰레이션[12], 그리고 시각적 추적[4]에 널리 활용되고 있다. 이 방법은 식별하고자 하는 대상물체의 형상을 데이터베이스화하고 데이터베이스 내에 있는 특징치와 입력영상에서 추출된 영상의 primitive를 비교함으로써 이루어진다. 형상모델에 대한 데이터베이스는 CAD[8] 또는 HYPER[11]처럼 잘 조절된 환경에서 얻은

양질의 이미지를 얻어 구축한다. 모델에 기반한 인식방법은 모델의 수에 대한 제한, 탐색영역과 관련된 시간적 제약, 중복 매칭(multiple matches) 그리고 데이터 표현 방법 등 여러 가지 문제에 노출되어 있다. 일반적으로 대부분의 방법은 매칭의 질을 향상시키기 위하여 가설(hypothesis)의 발생, 예측(prediction), 확인(verification)의 패러다임에 의존한다. Ayache와 Faugeras[11]에 의해 제안된 HYPER는 이러한 패러다임에 충실한 대표적인 방법이다. 이 방법은 similarity 변환에서만 잘 적용되는 단점을 가지고 있다. 또 다른 그래프 매칭기법에서는 모델과 씬(scene)의 특징을 노드와 아크로 이루어진 그래프로 표현한다[8]. 일반적으로 노드는 검출된 특징을 나타내고 아크는 특징들 사이의 기하학적인 관계를 나타낸다. 사실추론(evidential reasoning)법은 여러 가지 서로 다른 사실(evidence)들로부터 정보를 결합하여 확률적 기대치를 갱신한다. 실질적으로 사실들의 결합은 확률적 기대치를 결합함으로써 정량적으로 묘사된다. 사실추론을 이용하여 물체를 식별한 방법들로는 Lowe의 SCERPO[10], Chang 등의 VIRM[8]과 Lee와 Kweon[3]의 차량추출 방법등을 들 수 있다. VIRM은 그래프방법을 이용하여 영상특징들을 표현하고 사실추론에 의하여 모델에 가장 근접한 물체를 식별한다. Lee와 Kweon[3]은 어떠한 특정모델을 사용하지 않고 자차량의 전방에서 주행중인 차량이 가지고 있을 몇 가지 사실을 추출하고 베이시안 확률론에 기반하여 전방의 주행차량을 효과적으로 분리하고 있지만 엄밀히 고찰해 보면 전방의 주행차량이라고 하는 약한 모델(weak model)을 사용하고 있는 셈이다. 물체의 모션에 기반한 방법은 물체의 움직임에 의하여 생기는 optical flow를 토대로 하는 방법[13]과 영상차분(image subtraction)을 토대로 하는 방법[14]으로 분류할 수 있다. Smith와 Brady[13]의 방법은 연속된 두 영상의 매칭점에서 모션플로우(motion flow)를 계산함으로써 특징점의 정합문제가 제기되고 표적과 상관 없는 배경에서도 모션플로우가 발생되며 유사한 모션플로우를 갖는 클러스터의 윤곽표현이 어려운 문제점을 안

접수일자 : 1998. 7. 15., 수정완료 : 1999. 6. 9.

이준응 : 기아자동차

권인소 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과

고 있다. 영상차분법도 그림자와 모션블러(motion blur)의 문제로 표적의 윤곽을 정확하게 추출하기란 어렵다. Dubuisson 등[14]은 deformable 모델과 영상차분, 그리고 베이시안 확률모델 등을 복합적으로 사용하여 표적을 인식하였다.

최소값 기준의 마할라노비스 거리에 의한 매칭은 단순하다는 장점을 갖지만 운동 불연속이나 국부적 가림 상황에서 매칭에 대한 오류 발생 때문에 논문에서는 이 방법을 지양하고 추출된 선분요소들 가운데 일정한 값 이하의 마할라노비스 거리를 갖는 선분들을 찾아 매칭후보 집합을 형성하고 모델의 각 선분과 이 집합내에 있는 선분사이의 기하학적 조건을 평가한다[15]. 기하학적 조건의 만족도 평가는 매칭성 평가함수를 정의하여 매칭후보 집합내의 어떤 선분요소들이 형상모델의 선분들과 매칭성을 잘 만족시키는지 찾아낸다. 이러한 매칭과정에서 발생하는 데이터 관리의 어려움을 극복하기 위하여 동적 메모리할당과 linked-list 방식[8]의 데이터 구조론을 활용한다.

## II. 표적의 인식

표적의 인식은 1) 형상모델의 선분과 입력영상에서 추출된 선분의 기하학적 특징의 유사성 함수(similarity function)로서 마할라노비스 거리를 계산하고, 2) 형상모델의 각 선분에 대하여 미리 정해진 문턱치보다 작은 거리를 갖는 추출된 선분들을 선택하여 매칭후보집합(matching candidate set, MCS)을 구성한 다음, 3) 형상모델의 선분과 이것의 MCS내의 선분들 가운데 기하학적 관계를 가장 잘 만족시키는 선분을 찾아냄으로써 이루어진다.

### 1. 마할라노비스(Mahalanobis) 거리의 기본이론

$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 를 n-차원의 가우시안(Gaussian) 확률변수들로 이루어진 랜덤벡터라고 하자. 각각은 평균  $\mu_i$ 와 분산  $\sigma_i^2$ 을 가지고 있다. 랜덤벡터  $\mathbf{x}$ 의 확률밀도함수는 평균벡터  $\boldsymbol{\mu}_x$ 와 공분산 행렬  $\boldsymbol{\Sigma}$ 를 가진 다음과 같은 정규분포로 주어진다.

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)\right] \quad (1)$$

마할라노비스 거리는  $\mathbf{x}$ 에서  $\boldsymbol{\mu}_x$ 까지의 거리로서 정규분포 지수항내의  $r^2 = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)$ 가 squared Mahalanobis 거리이다. 우리는  $r^2$ 을 최소화하는 것이  $f(\mathbf{x})$ 를 최대화한다는 것을 알 수 있다. 또한  $r^2$ 은  $\chi_n^2$  분포를 따른다는 것은 잘 알려진 사실이다[1].

우리는 추출된  $q$ 개의 선분요소들의 집합 D와 형상모델을 구성하는  $p$ 개의 선분요소들의 집합 M을 다음과 같이 구성한다.

$$\mathbf{D} = \{d_j | j = 0, \Lambda, q-1\}, \mathbf{M} = \{m_i | i = 0, \Lambda, p-1\} \quad (2)$$

앞으로 D와 M을 각각 데이터집합과 모델집합으로 그

리고 각 집합내의 원소를 모델 세그먼트와 데이터 세그먼트로 부른다. 모델 세그먼트와 데이터 세그먼트의 유사성 함수로 사용될 마할라노비스 거리를 계산하기 위하여 다음과 같은 벡터를 정의한다.

$$\mathbf{v} = \tilde{\mathbf{y}}_m - \tilde{\mathbf{y}}_d \quad (3)$$

여기에서  $\tilde{\mathbf{y}}_m$ 와  $\tilde{\mathbf{y}}_d$  각각은 (2)의 모델집합 M과 데이터집합 D에 속한 선분요소들의 특징벡터(feature vector)들이다. 벡터  $\mathbf{v}$ 의 마할라노비스 거리는  $\tilde{\mathbf{y}}_m$ 와  $\tilde{\mathbf{y}}_d$ 는 서로 독립이라고 가정하면 다음과 같이 얻어진다

$$r_{ij}^2 = \mathbf{v}^T \boldsymbol{\Sigma}_{vv}^{-1} \mathbf{v} \quad (4)$$

여기에서  $\boldsymbol{\Sigma}_{vv}$ 는 벡터  $\mathbf{v}$ 의 공분산(covariance) 행렬로서  $\boldsymbol{\Sigma}_{vv} = \boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{\mathbf{y}}_d \tilde{\mathbf{y}}_d} + \boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{\mathbf{y}}_m \tilde{\mathbf{y}}_m}$ 이며 마할라노비스 거리  $r_{ij}^2$ 은 자유도가 1인 카이스퀘어분포  $\chi_1^2$ 를 따른다[1].

### 2. 불확실성(uncertainty) 모델링

불확실성 모델링은 (4)의 벡터  $\mathbf{v}$ 의 공분산  $\boldsymbol{\Sigma}_{vv}$ 를 구하는 것이다. 밝기영상에서 에지(edge)를 추출하고 그 에지로부터 특징치들을 추출하는 과정에서 영상속에 잠재되어 있는 에러와 에지를 추출하는 과정에서 생긴 에러에 의하여 추출된 특징치들에 에러가 내재될 수 있다. 이러한 에러의 관계를 규명하는 불확실성 모델링은 Deriche와 Faugeras[4]가 제안한 방법과 유사한 방법을 사용한다. 먼저 데이터 세그먼트의 불확실성 모델링은 다음과 같이 이루어진다. 영상에서 추출된 선분은 중점과 기울기, 길이로 구성된 랜덤벡터  $\tilde{\mathbf{y}}_d = [\bar{x} \bar{y} \theta l]$ 로 표현되는데  $\tilde{\mathbf{y}}_d$ 는 시작점  $p_s = (x_s, y_s)$ 와 끝점  $p_e = (x_e, y_e)$ 로 구성된 벡터  $\tilde{\mathbf{x}}_d = [x_s y_s x_e y_e]$ 의 함수로 나타낼 수 있다.  $\tilde{\mathbf{x}}_d$ 의 공분산은 다음과 같다.

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{\mathbf{x}}_d \tilde{\mathbf{x}}_d} = \begin{bmatrix} \sigma_{x_s}^2 & \sigma_{x_s y_s} & \sigma_{x_s x_e} & \sigma_{x_s y_e} \\ \sigma_{x_s y_s} & \sigma_{y_s}^2 & \sigma_{y_s x_e} & \sigma_{y_s y_e} \\ \sigma_{x_s x_e} & \sigma_{y_s x_e} & \sigma_{x_e}^2 & \sigma_{x_e y_e} \\ \sigma_{x_s y_e} & \sigma_{x_e y_e} & \sigma_{x_e y_e} & \sigma_{y_e}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

양 끝점 사이에 상관성이 없고 두 점의 공분산이 같다고 가정하면  $\tilde{\mathbf{x}}_d$ 의 공분산은 다음과 같이 나타내어진다.

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{\mathbf{x}}_d \tilde{\mathbf{x}}_d} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{p_s p_s} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\Sigma}_{p_s p_s} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$\tilde{\mathbf{y}}_d$ 는  $\tilde{\mathbf{x}}_d$ 의 벡터함수이므로  $\tilde{\mathbf{y}}_d$ 의 공분산은 에러 propagation[6]을 적용함으로써 다음과 같이 계산된다.

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{\mathbf{y}}_d \tilde{\mathbf{y}}_d} = \mathbf{J}_{\tilde{\mathbf{y}}_d \tilde{\mathbf{x}}_d} \boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{\mathbf{x}}_d \tilde{\mathbf{x}}_d} \mathbf{J}_{\tilde{\mathbf{y}}_d \tilde{\mathbf{x}}_d}^T \quad (7)$$

여기에서  $\mathbf{J}_{\tilde{\mathbf{y}}_d \tilde{\mathbf{x}}_d}$ 는  $\tilde{\mathbf{x}}_d$ 에 대한  $\tilde{\mathbf{y}}_d$ 의 자코비안(Jacobian) 행렬이다.

모델 세그먼트의 불확실성 모델링은 내부에서 사용될 데이터만 바뀔 뿐 데이터 세그먼트 불확실성 모델링과 동일한 방법으로 이루어진다.

$$\Sigma_{y_m, y_n} = \mathbf{J}_{y_m x_m} \Sigma_{x_m x_n} \mathbf{J}_{y_n x_n}^T \quad (8)$$

3. 선분(line segment) 매칭

(4)의 마할라노비스 거리  $r_{ij}^2$ 는 (7)과 (8)의 두 가지 공분산을 계산함으로써 계산된다. 다음은 (2)에 정의된 모델집합 M의 각각의 모델세그먼트  $m_i$ 에 대하여 매칭 후보 집합  $MCS_i$ 를 다음과 같이 구축한다.

$$MCS_i = \{d_j | d_j \in \mathbf{D}, r_{ij}^2 < d_{\chi^2}\} \quad (9)$$

여기에서  $d_{\chi^2}$ 은  $r_{ij}^2$ 의 문턱치로서  $100(1-\alpha)\%$  신뢰계수를 고려하여  $\chi^2$  분포 테이블로부터 결정한다.

선분 매칭방법으로 마할라노비스 거리를 직접 이용하는 방법을 들 수 있다. 이 방법은 데이터집합 D에서 모델집합 M의 각 모델 세그먼트  $m_i$ 에 대해 매칭이 이루어지는 선분을 (9)의  $MCS_i$ 에서 마할라노비스 거리값이 최소인 것을 선택하는 것이다. 이 방법은 간단하다는 장점은 있지만 다음 두 가지의 단점을 극복할 수 없다. 첫째, 표적의 추적과정에서 발생하는 실제 운동과 예측된 운동 사이의 운동불연속에 의한 잘못된 매칭을 피할 수 없다. 둘째, 표적의 가림(occlusion)의 발생을 식별할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 이 방법을 사용하지 않고 기하학적인 관계성을 토대로 다음과 같은 과정을 거쳐 최적의 데이터 세그먼트를 찾아낸다.

과정 1 : 모델변환(model transformation)

모델 세그먼트  $m_i$ 와 이것의 매칭후보집합인  $MCS_i$ 에 있는 어떤 데이터 세그먼트  $d_k$  사이의 기하학적인 관계를 이용하여 모델을 다음 (10)을 이용하여 그림 1과 같이 변환한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_1 &= \text{Trans}(-x_s, -y_s)\mathbf{P}, \quad \mathbf{P} = \begin{bmatrix} x_s & x_e & \Lambda \\ y_s & y_e & \Lambda \\ 1 & 2 & 1 \\ & & 4 \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}_2 &= \text{Rot}(z, \theta_{ik})\mathbf{P}_1, \\ \mathbf{P}_3 &= \text{Trans}(\Delta_x, \Delta_y)\mathbf{P}_2 \end{aligned} \quad (10)$$

여기에서 P는 모델집합 M의 모델 세그먼트들의 양 끝점으로 이루어진 행렬이고,  $(x_s, y_s)$ 는 현재 고려하고 있는  $m_i$ 의 시작점이며,  $\theta_{ik}$ 는 그림 1(a)에서 보인바와 같이  $m_i$ 와  $d_k$ 의 사잇각이다.  $\Delta_x$ 와  $\Delta_y$ 는 그림 1(c)에 나타낸 바와 같이 회전 변환된 모델 세그먼트  $m_i$ 의 중점과  $d_k$ 의 중점간 거리이다. 회전변환은 카메라 광축인 z축을 기준으로 한다.

만약 모델 세그먼트  $m_i$ 와 데이터 세그먼트  $d_k$ 가 서

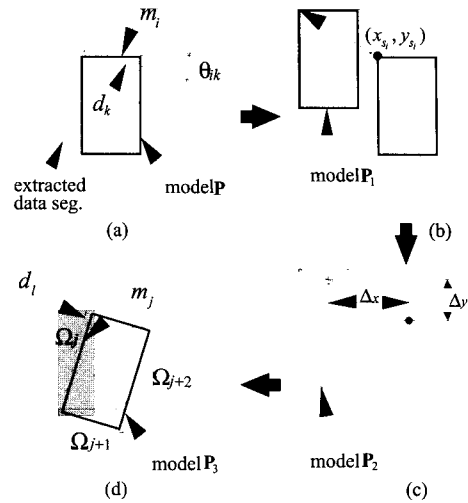


그림 1. 모델의 변환.  
Fig. 1. Transformation of a model.

로 잘 매칭된 쌍이라면 “이 둘이 이루는 기하학적 관계에 의한 모델변환이 이 변환에 의해 변환된 여타의 모델 세그먼트들에 대해서도 이것들의 매칭후보 집합내에 매칭조건을 잘 만족시킬 데이터 세그먼트를 가지게 할 것이다”라는 전제하에서 (10)에 의해 모델을 변환시키고 실제로 이와 같은 전제가 성립되는지 여부를 평가한다.

과정 2 : 데이터 세그먼트 탐색영역의 설정

통계학의 구간추정기법[1]을 이용하여 변환된 모델 세그먼트  $m_j$ 에 매칭될 수 있는 데이터 세그먼트를 찾기 위한 탐색영역  $\Omega_j$ 를 그림 1(d)에 보인바와 같이 설정한다.  $\Omega_j$ 의 설정은  $m_j$ 의 시작점  $p_s = (x_s, y_s)$ 와 끝점  $p_e = (x_e, y_e)$ 에 모델 세그먼트의 불확실성 모델링에서 얻은 분산  $v_x$ 와  $v_y$ 를 고려하여 다음과 같이 구축한다.

$$\begin{aligned} \Omega_j &= (p_0, p_1), j \in \mathbf{M} \text{ and } j \neq i \\ p_0 &= \{\min(x_s, x_e) - z_{\alpha/2} \times \sqrt{v_x}, \min(y_s, y_e) - z_{\alpha/2} \times \sqrt{v_y}\} \\ p_1 &= \{\max(x_s, x_e) + z_{\alpha/2} \times \sqrt{v_x}, \max(y_s, y_e) + z_{\alpha/2} \times \sqrt{v_y}\} \end{aligned} \quad (11)$$

여기에서  $\alpha$ 는 유의수준을 나타내며  $z_{\alpha/2}$ 는 표준정규분포[1]표에서 취한다.

과정 3 : 매칭성 평가

(10)의 모델변환에서 사용된  $m_i$ 와  $d_k$ 의 기하학적 관계에 의해 변환된 모델 세그먼트  $m_j$ 에 대해 매칭이 이루어질 어떤 데이터 세그먼트  $d_l$ 이  $m_j$ 의 매칭후보집합인  $MCS_j$ 내에 존재하는지를 다음의 4가지 조건을 적용하여 알아낸다. 만약 4가지 조건을 모두 만족하면 일단  $m_j$ 와 데이터 세그먼트  $d_l$ 은 매칭성을 만족했다고 본다.

1) 존재조건

$$Exist(j, l) = \begin{cases} 1 & \text{if } MBR_{d_l} \cap \Omega_j \neq \phi \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

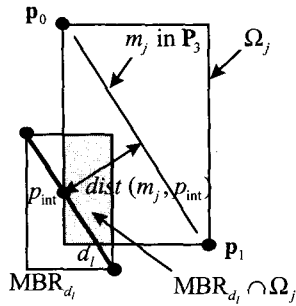


그림 2. 탐색영역  $\Omega_j$ 와 데이터 세그먼트  $d_i$ .  
Fig. 2. Search region and data segment.

여기에서  $MBR_{d_i}$ 은 그림 2에 보인바와 같이 데이터 세그먼트  $d_i$ 을 둘러싸고 있는 최소의 사각형을 의미한다.

2) 거리조건

$$Dist(j, l) = \begin{cases} 1 & \text{if } dist(m_j, p_{int}) \leq \lambda \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

여기에서  $p_{int}$ 는 (11)에서 정의된 모델 세그먼트  $m_j$ 의 탐색영역  $\Omega_j$ 의 점  $p_0$ 의 x-좌표와 데이터 세그먼트  $d_i$ 의 교점이며  $dist(m_j, p_{int})$ 는 그림 2에서 보인바와 같이  $m_j$ 와  $p_{int}$ 의 거리이고,  $\lambda$ 는 이 거리의 문턱치이다.

3) 각도조건

$$Ang(j, l) = \begin{cases} 1 & \text{if } |\angle m_j - \angle d_i| \leq \delta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

여기에서  $\delta$ 는 두 세그먼트  $m_j$ 와  $d_i$ 의 각도에 대한 유사성의 문턱치이다.

4) 길이조건

$$Len(j, l) = \begin{cases} 1 & \text{if } |len(m_j) - len(d_i)| \leq \varepsilon \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

여기에서  $len(m_j)$ 과  $len(d_i)$ 은 각각  $m_j$ 와  $d_i$ 의 길이이며  $\varepsilon$ 은 두 세그먼트의 길이에 대한 유사성의 문턱치이다. 수식 (13), (14), (15)에 사용한 각각의 문턱치는 실험적으로 결정하여 사용한다.

매칭성 평가함수의 정의

$$Geo(j, l) = Exist(j, l) + Dist(j, l) + Ang(j, l) + Len(j, l) \quad (16)$$

$Geo(j, l)$ 이 4일 때  $m_j$ 와  $d_i$ 는 매칭성을 만족했다고 본다.  $m_j$ 의 매칭후보집합인  $MCS_j$ 내에 매칭성을 만족한 데이터 세그먼트가 하나도 없을 수 있고 또한 복수가 존재할 수 있다. 복수개의 데이터 세그먼트가 매칭성을 만족할 경우는 이 가운데  $m_j$ 와 최소의 마할라노비스 거리를 갖는 데이터 세그먼트를  $m_j$ 의 매칭 후보로 선정한다.

과정 4 : 데이터 구조화를 통한 선분매칭  
데이터 구조화(data structuring)

(16)의 매칭성을 계산하는 과정은 간단하지만 p개의 모델 세그먼트 각각의 매칭후보집합내에 있는 모든 데이터 세그먼트들에 대해 적용해야 하므로 데이터의 양이 많고 또한 매칭성 함수를 만족하는 데이터 세그먼트가 몇 개나 존재할지 알 수 없다. 따라서 논문에서는 동적 메모리할당과 linked-list를 이용한 데이터 구조화[8]에 의해 이 문제를 다룬다. 여기에는 그림3과 같이 BMC와 LINK로 명명된 두 가지의 구조체를 사용한다. BMC는 정적배열(static array)의 구조체인 반면에 LINK는 동적으로 할당되어 BMC에 linked-list 형태로 연결된다. 구조체 BMC의 행(row)수와 LINK의 세 번째 컬럼(column)의 행수는 모델 세그먼트의 개수 p만큼 잡는다.

구조체 LINK의 첫 번째 컬럼은 (10)에 의해 모델 세그먼트  $m_j$ 와 모델변환에 사용된 데이터 세그먼트  $d_k$  ( $d_k \in MCS_j$ )의 인덱스를 나타내기 위한 field이며, 두 번째 컬럼 no는  $m_j$ 와  $d_k$ 에 의해 변환된 모델 세그먼트들 가운데서 (16)의 매칭성을 만족한 데이터 세그먼트를 가지고 있는 모델 세그먼트의 수량을 나타내는 변수이고, 세 번째 컬럼은 매칭성을 만족한 데이터 세그먼트의 인덱스를 기록하기 위한 것으로서 모델세그먼트  $m_j$ 에 대하여 데이터 세그먼트  $d_i$ 이 매칭성을 만족했다면  $d_i$ 의 인덱스 l을, 만약에 매칭성을 만족시키는 세그먼트가 없을 때는 -1을  $m_j$ 가 해당되는 j번째 행에 기록한다.

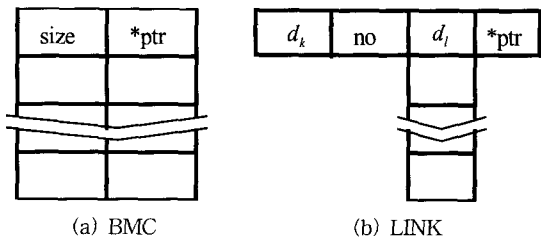


그림 3. 매칭성을 표현하기 위한 구조체.  
Fig. 3. Struct type variables for matching quality.

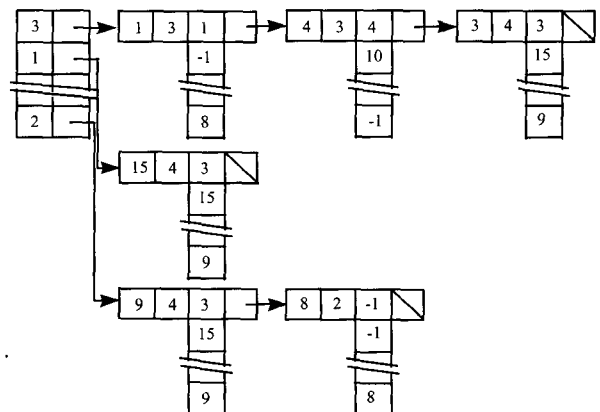


그림 4. 선분매칭을 위한 데이터 구조.  
Fig. 4. Data structuring for line matching.

$m_i$ 와  $d_i$ 에 의해 변환된 모델에서 매칭성을 만족하는 델 세그먼트가 하나라도 존재할 때는 구조체 LINK를 동적 할당받아 평가결과를 각 field에 기록한 후 구조체 BMC의  $m_i$ 에 대응되는  $i$ 번째 행에 연결시킨다. 구조체 BMC의 첫 번째 컬럼 size가 자신의 위치에 연결된 구조체 LINK의 수량을 나타낸다. 다음 그림 4는 이렇게 하여 얻은 data structuring의 간단한 형태를 보여준 예다

**선분매칭**  
 모델에 가장 잘 매칭된 데이터 세그먼트의 선정은 BMC에 연결된 모든 LINK들의 두 번째 컬럼의 변수 no를 조사하여 가장 큰 수를 가진 LINK를 찾아냄으로써 이루어진다. 이 최대값이 모델 세그먼트의 개수  $p$ 보다 작을 때 우리는 국부적인 가림(partial occlusion)이 발생한 것으로 인지한다. 만약에 동일한 최대값을 가진 LINK들 가운데 매칭관계가 다른 것이 존재할 경우는 이러한 LINK들내의 세 번째 컬럼의 매칭관계로부터 마할라노비스 거리값들의 합을 구하여 이 가운데 가장 작은 값을 가진 LINK를 선정하고 이 LINK에 기록된 매칭관계가 최종 라인매칭결과가 된다. 우리는 이 LINK를 최적매칭 LINK라 한다.

4. 국부적 가림하에서의 선분매칭

인식하려는 표적의 국부적 가림의 발생을 먼저 인지하는 것이 중요하다. 국부적 가림은 다음 두 가지 사실로부터 인지된다. 1)임의의 모델 세그먼트의 매칭후보집합이 공집합인 경우이다. 2)data structuring의 최적매칭 LINK의 두 번째 컬럼의 변수 no가 모델 세그먼트의 개수  $p$ 보다 적은 경우이다. 국부적 가림이 인지되었을 때의 라인매칭은 다음과 같이 행해진다. 첫째, (10)과 유사한 모델변환을 다음과 같이 한다.

$$P' = Rot(z, \theta)P_1,$$

$$P'' = Trans(\delta_x, \delta_y)P'$$
(17)

여기에서 행렬  $P_1$ 은 최적매칭 LINK를 얻었을 때 (10)에 의해 행해진 모델변환의  $P$ 과 동일한 것이다. (17)의 회전변환에 사용된 각도  $\theta$ 는 최적매칭 LINK에서 얻어진 데이터 세그먼트들과 이에 대응되는 모델 세그먼트들의 사잇각의 평균을 취한 것이며, 이동변환에 사용된 변위  $\delta_x$ 와  $\delta_y$  또한 최적매칭 LINK에서 얻어진 데이터세그먼트들과 이에 대응되는 모델 세그먼트들의 중점의 평균변위이다. 이 때 모델 세그먼트들의 중점은 (17)의  $P'$ 에서 취한다. 둘째, 국부적 가림이 발생된 것으로 인지된 모델 세그먼트들에 대응될 표적의 선분은 (17)의 변환행렬  $P''$ 의 모델 세그먼트로 대체한다.

III. 실험결과

첫 번째 실험은 국부적 가림과 운동 불연속이 발생한 상황에서의 표적의 인식문제를 다룬다. 그림 5에 나타난 바와 같이 3차원 형상으로 된 레일 위를 달리는 장난감 차량을 X-Y직교로봇의 팔(arm)에 부착된 흑백의 CCD

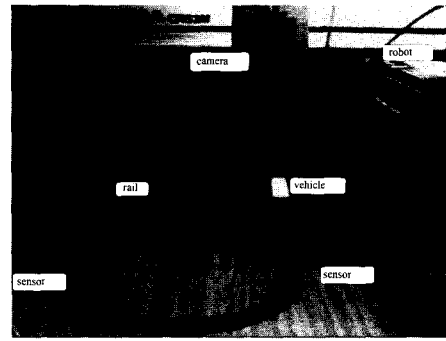


그림 5. 표적인식 실험장치.  
 Fig. 5. Experimental set-up.

카메라로 추적하는 과정에서 표적을 인식하는 문제이다.

표적의 운동모델은 참고문헌[5]를 참조 바란다. 이 운동모델에 따라 새로운 입력영상에서의 표적의 위치는 예측된다. 장난감 차량의 추적과정에서 표적은 운동 불연속에 의해 예측된 위치에서 벗어난 위치에 놓일 수 있고 또한 레일의 구조물 등에 의해 가릴 수도 있다. 그림 6은 장난감 차량이 레일의 직선구간을 주행하다 곡선구간으로 진입하면서 운동모델에서 예측된 위치와는 벗어난 곳에 놓인 경우의 표적인식 결과를 보여 주고 있다. 그림 6(c)에 점선으로 표시된 모델은 운동모델에서 예측된 위치에 놓인 반면 데이터로 표시된 표적은 곡선레일 위를 진입했기 때문에 회전되어 있다. 그림 6(d)의 굵은 점선들은 (10)의 모델변환에 의해 변환된 형상모델을 묘사한 것들이며 4개의 조그만 원들은 인식된 표적의 데이터 세그먼트들의 교점을 표현한 것이다.

그림 7은 표적의 앞부분 일부가 레일위의 터널구간을 통과하면서 가려진 상황에서 표적인식 문제를 다룬 것이다. 그림 7(d)의 실험결과는 표적이 가려 있어도 표적이 성공적으로 인식되었음을 보여 주고 있다. 국부적 가림하에서 표적인식의 성공은 (9)의 매칭성평가함수의 매칭

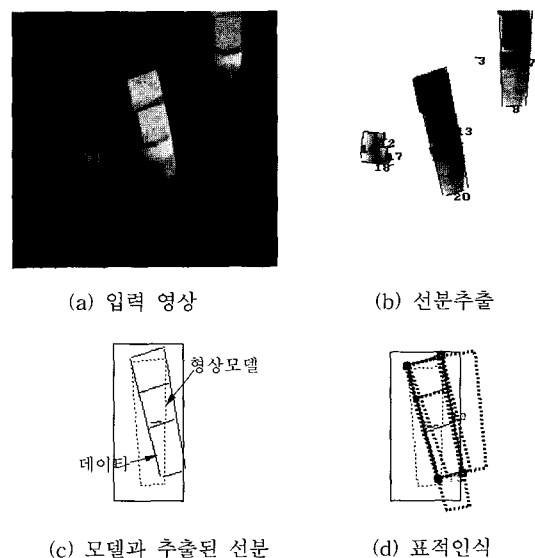


그림 6. 모션 불연속에서의 표적인식.  
 Fig. 6. Target identification in motion discontinuity.

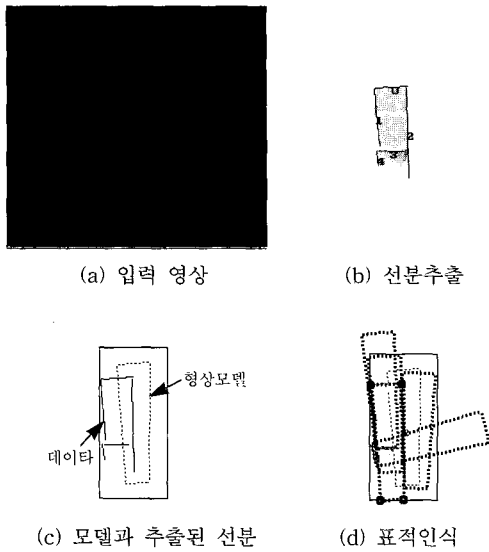


그림 7. 국부적 가림 상황에서의 표적인식.  
 Fig. 7. Target identification in partial occlusion.

성을 만족하는 데이터 세그먼트가 존재하는지로 결정된다. 다음 두 번째 실험은 도로상에 주행중인 차량을 인식하는 문제를 다룬 것으로 고정된 위치에 설치된 카메라로 도로영상을 취하고 주행중인 차량을 인식함으로써 운동모델 없이 차량을 추적할 수 있음을 보인다. 표적에 대한 형상모델은 HYPER[11]에서와 같이 양호한 환경에서 얻은 영상에서 Lee와 Kweon[2]의 방법으로 추출한 선분들 가운데서 차량지붕의 4개의 윤곽선으로 구성한다. 입력영상에 대해 동일한 방법으로 선분을 추출하고 이들 가운데서 표적의 형상모델과 가장 유사한 선분을 논문에서 제안된 알고리즘에 의해 찾아냄으로써 표적인식은 이루어진다. 그림 8은 일련의 연속된 도로영상에 대한 적용 예로서 첫 번째 컬럼은 입력영상을, 그리고 두 번째 컬럼이 표적인식 결과를 보여준 것이다. 여기에서 굵은 선으로 표시된 사각형이 형상모델을 나타낸 것이고 원으로 표현된 4개의 점은 인식된 표적의 선분들의 교점을 표현한 것이다. 표적의 운동에 의해 표적의 크기가 변하므로 표적이 인식될 때마다 인식된 표적의 선분요소들로 (2)의 모델집합은 갱신된다.

**VI. 결론**

본 논문에서는 통계적 이론에 바탕을 둔 마할라노비스 거리와 모델 세그먼트와 데이터 세그먼트 사이의 기하학적 관계성을 묘사할 수 있는 조건들을 효과적으로 조합함으로써 추적문제에 있어서 어려운 문제들 가운데 하나로 알려진 표적의 인식문제를 성공적으로 해결할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 마할라노비스 거리에 의한 매칭은 수학적으로 견고한 토대를 가지고 있지만 추적문제에서 자주 발생하는 운동의 불연속이나 가림 현상이 발생하였을 때 잘못된 인식을 초래할 수 있다. 따라서 논문에서는 기하학적인 관계성을 묘사하는 조건들의 함수로 정의된 매칭성 함수를 제안하고 효율적인 데이터 structuring을 통하여 이러한 문제를 극복하였다.

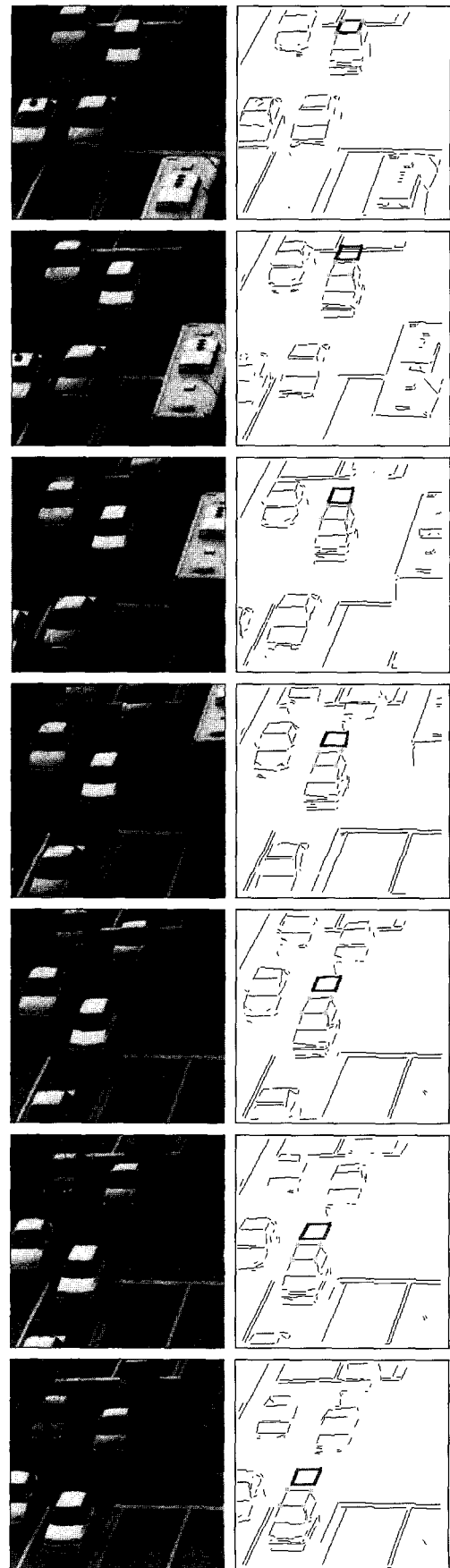


그림 8. 도로영상에서 표적의 인식.  
 Fig. 8. Target identification in a traffic scene.

제안된 표적인식 알고리즘은 추적문제에서 파생된 표적의 인식문제뿐만 아니라 로봇비전이나 머신비전 등의 분야에서도 공헌할 수 있으리라 기대된다.

#### 참고문헌

- [1] V. K. Rohatig, *An Introduction to Probability Theory and Mathematical Statistics*, Wiley, 1976.
- [2] J. W. Lee and I. S. Kweon, "Extraction of line features in a noisy image," *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 10, pp. 1651-1660, 1997.
- [3] J. W. Lee and I. S. Kweon, "Vehicle segmentation using evidential reasoning," *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on IROS*, pp. 880-885, 1997.
- [4] R. Deriche and O. Faugeras, "Tracking line segments," *Image and Vision Compt.*, vol. 8, no. 4, pp. 261-270, 1990.
- [5] J. W. Lee and I. S. Kweon, "A Kalman filter-based visual tracking algorithm for an object moving in 3D," *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on IROS*, pp. 342-347, 1995.
- [6] E. M. Mikhail, *Observations and Least Squares*, University press of America, U.S.A. 1976.
- [7] S. Zhang, G. D. Sullivan and K. D. Baker, "The automatic construction of a view-independent relational model for 3-D object recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 15, no. 6, pp. 531-544, 1993.
- [8] E. Horowitz, and S. Sahni, *Fundamentals of data structure in pascal*, Computer Science Press, U.S.A. 1984.
- [9] O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley & Sons, U.S.A. 1973.
- [10] D. G. Lowe, "Three dimensional object recognition from single two dimensional images," *Artificial Intelligence*, vol. 31, pp. 355-395, 1987.
- [11] N. Ayache and O. D. Faugeras, "HYPER: A new approach for the recognition of two-dimensional objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 8, no. 1, pp. 44-54, 1986.
- [12] R. T. Chin and C. R. Dyer, "Model-based recognition in robot vision," *ACM Computing Surveys*, vol. 18, no. 1, pp. 67-108, 1986.
- [13] S. M. Smith and J. M. Brady, "ASSET-2: Real time motion segmentation and shape tracking," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 17, no. 8, pp. 814-820, 1995.
- [14] M. P. Dubuisson, S. Lakshmanan and A. K. Jain, "Vehicle segmentation and classification using deformable templates," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 18, no. 3, pp. 293-308, 1996.
- [15] J. W. Lee and I. S. Kweon, "Target identification for visual tracking," '96 한국자동제어학술회의, 1996.



#### 이준웅

1984년 전남대학교 산업공학과 졸업.  
1986년 KAIST 산업공학과(석사). 동  
대학원 자동화 및 설계공학과 박사(1997).  
1986년-1998 기아자동차. 1999~현재  
현대자동차 전자연구팀. 관심분야는  
컴퓨터비전, 지능형자동차, 자율주행시

스템, ITS.

#### 권인소

제어·자동화·시스템공학 논문지 제4권, 제3호, 참조.