

# 학습이론을 통한 모양 객체 분석

최영관 서민형 박장춘  
건국대학교 컴퓨터 공학과

## Shape Object Analysis using Machine Learning

Young-Kwan Choi Meen-Hyung Seo Chang-Chun Park  
Dept. of Computer Engineering, KonKuk University

### 요약

하위레벨 이미지프로세싱(Low-Level Image Processing)과 이미지인식과 해석을 주로하는 상위레벨 이미지프로세싱(High-Level Image Processing)의 접목은 현존하는 기술과 연구로서는 상대적으로 접목이 힘들며 아직까지도 많은 연구가 진행되고 있다. 후자에 더 가까운 접근을 위해서 본 논문에서는 특정 이미지를 인식하는 과정에서 모양-기반 객체(Shape-Based Object)와 기계학습(Machine Learning) 이론을 바탕으로 두 분야의 연관을 시도 하였다. 이미지 내의 객체에 대한 기하학적인 특징을 얻기 위해서 모양-기반의 특징값 추출방법을 제시하고 있으며, 보다 발전된 인식을 위해서 기계학습이론을 적용 시키고 있다.

### 1. 서론(Introduction)

자동영상 분석시스템(Automated Image Analysis System)은 이미지 획득(Acquisition)과정, 전처리(Preprocessing)를 수행하는 하위 레벨 과정, 분할(Segmentation) 및 특징묘사(Feature Description)를 거치는 중간레벨 과정, 그리고 불완전한 정보를 추론하여 정보를 체계화하는 인식(Recognition) 및 해석(Interpretation)의 상위레벨과정으로 구성되어진다.[1] 많은 논문에서 영상의 하위레벨의 요소들을 이용하여 자료를 체계화하는 작업은 현저한 발전을 보이고 있으나 정보가 제한될 수 밖에 없으며, 그렇기 때문에 정보를 유추하고 해석하는 이미지 인식부분은 어려울 수 밖에 없다.

정보를 추론하는 과정에서 인간의 눈은 이미지 내의 강도변화로부터 모양의 표상을 이끌어 낸다. 이 모양을 바탕으로 이미지에서 얻을 수 있는 다양한 데이터(방향성, 깊이, 윤곽, 빛의 강도와 변화)를 이용하여 모양이 더욱 구체화되며 사물이 무엇인지를 판별하게 된다.[2] 이러한 이론적 근거로, 본 논문에서는 영상내의 모양에 존재하는 정보를 바탕으로 추상적인 모양의 형태가 무엇인지를 분석하는 모양객체 분석 시스템(Shape Object Analysis System)을 제안한다.

영상 내에 존재하는 모양의 특징을 추출하기 위해 모양-기반 객체 특징추출(Feature Extraction) 방법을 제안하며 모양의 효율성 높은 인식을 위해 기계학습(Machine Learning) 이론의 학습기법을 제안한다.

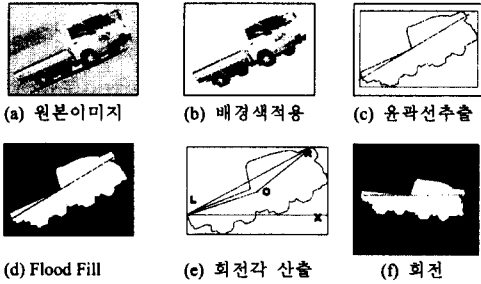
### 2. 특징추출(Feature Extraction)

모양의 특징추출에서 사용되는 실험이미지는 분할(Segmentation) 과정을 거쳐 이미지로부터 하나의 모양객체로 분리되어 동일한 배경색을 가지고 있다는 것이 전제된다. 이러한 전제하에서 특징추출 과정은 전처리 단계(Preprocessing Step)와 학습자료추출(Learning Data Extraction Step) 단계로 나누어진다.

#### 2.1 전처리 단계(Preprocessing Step)

학습자료추출을 위한 전처리 과정으로, 모양객체를 담고 있는 이미지를 적절하게 변형을 가하여 보조 이미지를 생성한다. 일반적으로, 이차원의 다각형이라 할지라도 각도와 이미지의 사이즈에 따라서 전혀 다른 것으로 인식되어 질 수 있다. 이러한 문제점들을 해결하기 위한 단계가 바로 전처리 단계이다.

전체 단계는 6 단계로 이루어져 있다. (그림 1)과 같이 (a)의 원본이미지가 주어지면 (b), (c), (d), (e), (f)의 단계를 차례대로 거치게 되며, 마지막 단계에서 회전(t) 후 객체의 사이즈에 독립적인 최종의 보조이미지를 생성하게 된다. 각 단계 중에서 특히 회전각 산출 단계에서는, 기하학적인 모양의 특징을 이용하여 회전각도를 계산한다. 먼저, (그림 1)의 (e)에서 보여 주는 것처럼 객체의 중심좌표(O)에서 객체의 외곽선까지의 거리를 계산한다. 그리고, 중심선을 기준으로 우측으로 최대가 되는 지점(R)과 좌측으로 최대가 되는 지점(L)을 찾는다. 두 번째, 중심에서 R 좌표까지의 거리가 L 좌표까지의 거리보다 크다면,



(그림 1) 전처리 단계  
(Fig.1) Preprocessing Step

R 좌표는 이 모양 객체의 방향을 결정하는 지점이 되며, 선분 LR 은 이 객체의 축이 된다. 마지막으로, 내적의 벡터 방정식을 이용하여 객체가 회전할 각도를 산출한다. 즉, 선분 LR 과 수평선분(LX)이 이루는 각도( $\angle RLX$ )를 얻어 낼 수 있다. 객체의 방향과 회전할 각도가 정확히 주어져 있기 때문에 회전된 객체는 각도에 영향을 받지 않을 수 있다.

전처리 단계의 목표는 객체의 각도와 사이즈에 독립적인 특수한 형태의 보조 이미지를 생성하는데 있다.

### 2.2 학습자료추출(Learning Data Extraction)

본 연구에서 제안하는 객체는 모양에 근거한다. 이는 질감(Texture)이나 색상(Color)을 활용하는 객체인식[6]의 범주에서 탈피하여 모양에 대한 특징값만으로 접근한다. 이 특징값은 영상처리의 기본적인 기술과 기하학적인 공간관계를 이용하여 계산한다. 전처리 단계에서 얻어 낸 보조이미지를 기준으로 객체 특징은 다음과 같이 다섯 종류로 분류한다.

- Fv1. 객체의 높이와 폭에 대한 비율
- Fv2. 객체의 면적의 비율
- Fv3. <그림 1>의 (f)에서  $\angle ROL$
- Fv4. 중심점과 외곽선의 거리에 대한 표준편차
- Fv5. 객체의 외곽선 길이

모든 모양객체는 방향과 사이즈의 재 조정으로 각도와 사이즈에 독립적일 수 있다. 그리고, 이러한 모양에 대한 접근은 상위레벨의 이미지프로세싱에 접근하기위한 방법론으로 생각할 수 있다.

## 3. 기계학습(Machine Learning)

### 3.1 학습이론(Learning Theory)

기계학습이론 중에서 본 연구에서 사용하는 ID3 계열의 학습이론은 많은 예제 이미지들이 암시적으로 포함하고 있는 개념들을 추출하여 결정트리(Decision Tree) 형태로 일반화하고, 이를 이용하여 새로운 예제들을 분류하는 기능을 갖는다. 이때, 결정트리는 노드와 링크로 구성된 일반적인 트리로서, 각각의 노드는 예제들이 표현된 속성(Attribute) 중의 어느 하나가 된다. 마지막으로, 링크는 그 속성을 테스트하였을 때 취할 수 있는 값을 의미하게 된다.

ID3는 주어진 예제들로부터 양의 예제(Positive Example)는 모두 포함하면서 음의 예제(Negative Example)는 하나도 포함하지 않는 결정트리 중에서, 가장 간단한 형태의 결정트리를 생성하는 것을 목적으로 한다. 그렇기 때문에, 정보이론에 따른 엔트로피 개념을 이용하여 가장 간단한 결정트리를 구하고 있다. 일반적으로 엔트로피는 무질서도  $I(p,n)$ 를 나타내는 정량적인 수치이며, 이는 <식 1>과 같다.

$$I(p,n) = -\frac{p}{p+n} \log \frac{p}{p+n} - \frac{n}{p+n} \log \frac{n}{p+n} \quad \text{<식 1>}$$

(식 1)에서,  $p, n$ 은 각각 양의 예제 개수와 음의 예제 개수를 의미하며 따라서,  $(p/(p+n)), (n/(p+n))$ 은 각각 양의 예제 및 음의 예제일 수 있는 확률을 의미한다.

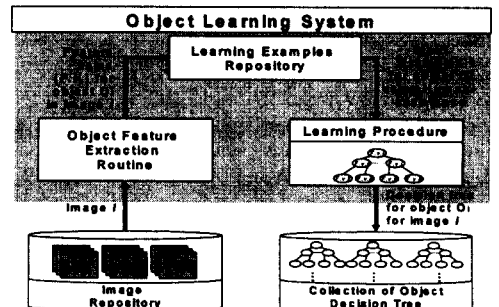
$$E(A) = \sum_{i=1}^k \frac{p_i + n_i}{p+n} I(p_i, n_i) \quad \text{<식 2>}$$

<식 2>에서  $I(p_i, n_i)$ 는 특정 단계  $C_i$ 에 대한 무질서도를 구하는 식이며,  $(p_i + n_i)/(p+n)$ 은 각각의  $C_i$ 에 대한 가중치를 의미한다. 즉,  $E(A)$ 는 결정트리 구성 중에 특정 단계에서의 예제들에 대한 무질서도에 대한 표현이다.[5]

기계학습에서 제시되는 모델은 모양객체에서 얻어진 자료를 바탕으로 학습의 경험적인 반복에 의해서 수정되며, 다양한 이미지에 적용함으로써 보다 효율적인 학습알고리즘을 유도한다. 학습결정트리의 입력예제에 있어서, 수작업과 결정트리에 사용되는 특징들의 신뢰도(Reliability) 문제가 제기되지만 반복적인 학습의 비용에 비해 그 장점면에서 더 뛰어난 수행을 보이고 있다, 그리고, 정확도 면에서 지속적인 학습은 보다 효율적인 인식을 할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

### 3.2 객체 학습 구조도(Object Learning System)

결정트리를 구성하기 위한 객체 학습은 (그림 2)와 같이 객체 특징 추출 서브시스템에서부터 시작된다. 이미지 I에서 객체 O에 대한 특징값(Fv)이 얻어지면 수작업(human-assistance)

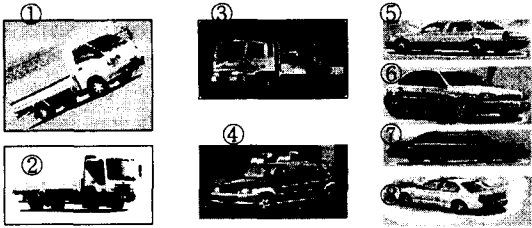


(그림 2) 객체 학습 시스템  
(Fig. 2) Object Learning System

을 통해서 학습 프로시저에 객체 O에 대한 예제들을 입력한다, 그리고, 학습 프로시저를 엔트로피 이론에 근거하여 객체 O에 대한 결정트리로 생성한다.

**4. 구현 및 실험(Implementation and Test)**

본 연구에서 제시한 모양-객체 학습시스템의 성능을 검증하기 위하여 다음과 같이 하였다.



(그림 3) 예제 이미지  
(Fig. 3) Sample Images

먼저, (그림 3)은 실험을 위해서 사용된 8개의 이미지를 보여주고 있다. 다음으로, 이러한 8개의 이미지를 사용하여 수작업으로 예제학습테이블(Example Learning Table)을 작성하였고, 이를 <표 1>에서 자세히 보여주고 있다.

<표 1> 객체 “트럭” 예제학습테이블  
<Table 1> Object “Truck” Example Learning Table

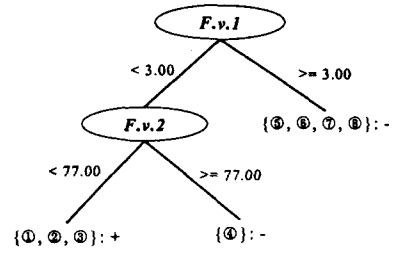
	Fv1	Fv2	Fv3	Fv4	Fv5	+/-
①	2.00	73	169	5.0 2.0 5.0 3.0	1600	+
②	2.00	72	170	4.0 2.0 4.0 4.0	1600	+
③	2.00	75	170	2.0 4.0 2.0 5.0	1500	+
④	2.00	80	168	5.0 5.0 5.0 3.0	1600	-
⑤	3.00	75	178	5.0 5.0 5.0 5.0	1500	-
⑥	3.00	81	180	5.0 4.0 4.0 4.0	1500	-
⑦	4.00	74	165	4.0 4.0 4.0 5.0	1600	-
⑧	3.00	77	170	4.0 4.0 4.0 4.0	1400	-

마지막으로, <표 1>에 나타난 학습입력예제를 학습처리과정에서 처리한 결과는 <식 3>과 같다.

```

if { Feature-1 >= 3.00 then OFF else if { Feature-2 >= 77.00
then OFF else ON }
<식 3>
    
```

위 결과치에 대한 결정트리는 (그림 4)와 같다. 결정트리는 인식의 판별에 있어 기초적인 판별기준이 되며 반복적인 학습으로, 이 결정 트리를 계속적으로 개선할 수 있다. F.v.1 이 결정 트리의 상위 노드로 선택된 것은 상대적으로 다른 특징값들에 비해 무질서도(I(p,n))가 낮기 때문이다.



(그림 4) 학습결정트리  
(Fig. 4) Learning Decision Tree

**5. 결론(Conclusion)**

모양 내에 존재하는 인식 가능한 형태의 정보들을 추출하는 단계를 거쳐, 주어진 추상적인 모양이 무엇인지를 판별하는 접근법은 입력예제의 신뢰도 문제가 있고, 학습의 초기단계에서는 만족할 만한 결과를 얻지 못한 것이 사실이다. 그러나, 반복학습의 장점은 많은 부분에서 이러한 문제점들을 해결해 주었으며, 입력예제의 수량과 보완으로 점진적으로 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 결론적으로, 보다 정확한 이미지의 인식은 더 많은 반복학습, 가치 있는 특징값 그리고 학습결정트리에 주어지는 입력예제의 신뢰도를 향상 시켜서 이루어 질 수 있다는 결론에 도달할 수 있었다.

본 논문에서는, 모양객체 이전의 단계를 전혀 고려하지 않았고, 이차원적인 모양객체로 삼차원적인 각도에서 들어 오는 객체를 모두 처리하는 문제가 제기된다. 따라서, 이러한 문제들을 해결하기 위하여, 삼차원 모양객체 방법론을 다각도로 모색하고 있으며, 전반적인 자동 분석 시스템을 구축하기 위한 모양객체(Shape Object) 이전의 객체분할(Object Segmentation) 단계를 고려하고 있다.

**6. 참고문헌(Reference)**

- [1] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", Addison Wesley, p.571-574, 1993.
- [2] 이인식, "사람과 컴퓨터", 까치출판사, pp.226-230, 1992.
- [3] N. Duta, A.K. Jain and Marie-Pierre Dubuisson-Jolly, "Learning 2D Shape Models," IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 8-14, 1999
- [4] 박영태, 이강로 "ID3 계열의 귀납적 기계학습" 1995.5 정보과학회지 제 13 권 제 5 호 p.6-19
- [5] Utgoff P. "An improved algorithm for incremental induction of decision trees", In Proceedings of the Eleventh International Conference on Machine Learning, pp.318-325, 1994.
- [6] IBM Almaden Research Center, "Query by Image and Video Content: The Qbic System", IEE Multimedia, pp.23-32, 1995.