

온톨로지를 이용한 영상이해 시스템의 설계

Framework for Image Understanding System using Ontology

이인근, 서석태, 정혜천*, 손세호**, 권순학

Dept. of Electrical Engineering, Yeungnam University

*Korea Textile Machinery Research Institute

**Top Engineering Co., Ltd

E-mail : iklee@yun.ac.kr, kenneth78@ynu.ac.kr,

*doldory@kotmi.re.kr, **kazma@lycos.co.kr, shkwon@yu.ac.kr

요 약

인공지능 분야에서는 합의된 개념을 정의하고, 개념과 개념사이의 관계를 표현하여 인간과 시스템이 지식을 공유하는 것으로 온톨로지를 정의하고 있다. 현재까지 영상이해를 위해 온톨로지를 설계하고 이용하는 연구가 진행되어 왔다. 그러나 기존의 영상이해에 관한 연구는 개념적인 연구에 그칠 뿐 구체적인 방법을 제시하지는 못하고 있다.

본 논문에서는 온톨로지로 표현한 지식에 근거하여 영상의 처리, 분석, 해석 과정을 통해 영상을 이해하는 영상이해 시스템의 프레임워크를 제안한다. 영상이해 과정은 i)특정 분야의 지식을 온톨로지로 표현하고, ii)영상 처리 및 분석 과정을 통해 영상을 구성하는 객체들의 속성을 추출하며, iii)온톨로지 추론을 통해 객체의 속성으로부터 객체를 정의하여 영상을 해석한다. 그리고 제안한 프로세스에 기반 하여 영상이해 시스템을 구축하고, 특정 분야에서의 실험을 통하여 제안된 시스템의 효용성을 확인한다.

Key Words : 영상이해, 온톨로지, 영상 해석

1. 서 론

컴퓨터가 발달함에 따라서 영상에 관한 연구가 점차 활발히 행해지고 있으며, 이진화, 에지 추출, 노이즈 제거 등의 단순 영상처리를 넘어서 지문인식, 얼굴인식, 등과 같은 생체 인식에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다. 이러한 연구들의 근본적 목표는 주어진 영상 내에서 객체를 인식하고 객체 사이의 관계를 추출하여 영상을 이해하는 것이다.

이러한 목적에 의해서 SIGMA, SCHEMA, SYGAL 그리고 PROCAL과 같은 다양한 지식을 이용한 영상이해 시스템들이 제안되었다 [1,2]. 또한 최근 들어서 Bayesian network를 기반으로 한 영상이해 시스템이 제안되었다[2]. 그러나 이러한 영상이해 시스템은 실제적인 구현에 있어서 한계성을 가지게 된다.

시스템 구현의 한계성을 극복하기 위해서 온톨로지를 이용한 영상이해에 대한 연구가 이루어지고 있다. 온톨로지(ontology)란 특정 영역의 개념(concept)을 정의하고 개념의 속성

(property), 개념들의 관계(relation)에 대한 지식 표현이다[7].

Maillot은 색 개념(color concept), 질감 개념(texture concept) 그리고 공간적 시각 개념(spatio-temporal concept)을 사용하여 정의역에 독립적인(domain independent) 지식 베이스를 구축한 영상이해 시스템을 제안하였다 [3,4]. 또한 Son 등은 온톨로지의 의미학적 분류와 구성학적 분류를 이용하여 특정 영역의 개념들에 대한 정의역에 독립적인 지식베이스를 구성하는 영상이해 시스템을 제안하였다[1].

기존에 이루어진 대부분의 온톨로지 이용 영상이해 시스템은 개념적 연구에서 그쳤으나, 본 논문에서는 특정 분야 온톨로지를 OWL (Ontology Web Language)로 구성하고, 영상에서 객체의 속성을 추출하여 추출된 속성으로부터 실제 이미지에서 영상을 해석하고 이해하는 시스템을 제안한다.

2. 영상이해 시스템

2.1 영상이해 시스템의 구성

본 논문에서 제안하는 영상이해 과정은 다음과 같다. i) 특정 분야의 지식을 온톨로지로 표현하고, ii) 영상 처리 및 분석 과정을 통해 영상을 구성하는 객체들의 속성을 추출하며, iii) 온톨로지 추론을 통해 객체의 속성으로부터 객체를 정의하여 영상을 해석한다.

제안한 영상이해 과정에 따른 영상이해 시스템은 전문가에 의해 구축된 “지식 베이스”, 입력 영상에서 해석하고자 하는 객체의 “영역 선택”, 선택된 영역에서 객체의 특징을 추출하는 “객체 특징 추출”, 추출된 객체의 특징과 지식 베이스를 이용하여 객체의 개념을 추론하는 “객체 해석”으로 구성되어 있다. 그림 1은 제안된 영상이해 시스템의 구조를 보인다.

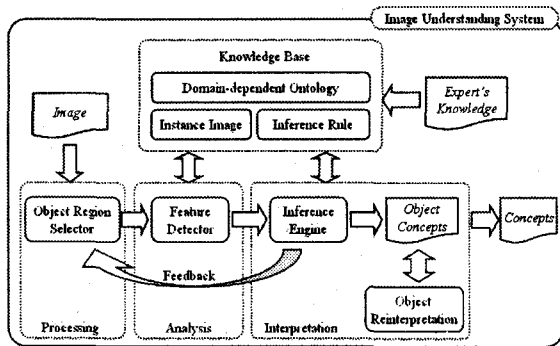


그림 1. 영상이해 시스템 구조

2.2 영상이해 시스템 지식베이스

2.2.1 온톨로지 구성

영상이해의 지식베이스는 온톨로지를 기반으로 하며 OWL로 구성한다. OWL은 사람에게만 정보를 표시하는데 그치지 않고 정보의 내용을 직접 처리할 수 있는 어플리케이션을 구현하는데 활용될 수 있도록 설계된 언어이다 [11]. OWL은 개념(class), 속성(property), 개체(individual), 제약사항(restriction)으로 구성할 수 있다¹⁾. 각 개체는 기본적인 속성 외에도 영상 해석을 위해서 특징(feature) 속성을 부여한다. 그림 2와 같이 온톨로지는 비슷한 개체들이 모여 하나의 개념을 형성하며, 개념은 그 의미에 따라 계층으로 구성된다. 개체의 속성에 따라 개체와 개념간의 관계가 형성된다. 본 논문에서는 영상이해를 위한 개체의 특징 속성으로 색상(color), 형태(shape), 질감(texture)을 사용한다. 그림 3은 Protege[10]를 이용하여 구현한 OWL 온톨로지의 일부를 보인다.

2.2.2 온톨로지 영상 학습

동일한 개념에 대한 개체의 영상은 무수히

1) class는 concept, property는 relation, individual은 instance와 같은 의미이다.

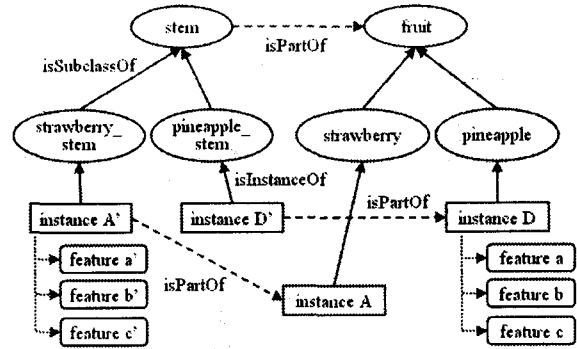


그림 2. 온톨로지 구성 예

```
<?xml version="1.0"?>
<rdf:RDF
  xmlns:rdf="http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#"
  xmlns:xsd="http://www.w3.org/2001/XMLSchema#"
  xmlns:rdfs="http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#"
  xmlns:owl="http://www.w3.org/2002/07/owl#"
  xmlns="http://isac.yu.ac.kr/PlantOntology/"
  xml:base="http://isac.yu.ac.kr/PlantOntology/"
  <owl:Ontology rdf:about="" />
  <owl:Class rdf:about="http://isac.yu.ac.kr/PlantOntology/deadwood">
    <rdfs:subClassOf />
    <owl:Class rdf:about="http://isac.yu.ac.kr/PlantOntology/branch">
      <rdfs:subClassOf />
      <rdfs:label xml:lang="ko">말라 죽은 가지</rdfs:label />
    </owl:Class />
    <owl:Class rdf:about="http://isac.yu.ac.kr/PlantOntology/stem">
      <rdfs:subClassOf />
      <owl:Class rdf:about="http://isac.yu.ac.kr/PlantOntology/plant">
        <rdfs:subClassOf />
        <rdfs:label xml:lang="ko">줄기</rdfs:label />
      </owl:Class />
  </owl:Class />
```

그림 3. OWL 온톨로지 일부

많이 존재한다. 예를 들어, “사과”를 표현하는 다수의 영상 개체를 “사과”라는 개념과 연결 지어 인지하고 학습한다. 그러나 동일한 “사과”라는 개념의 각 영상이 나타내는 개체 “사과”의 특징은 다르다. 만일 새로운 개체 “사과”의 특징들이 기존에 보았던 “사과” 개체들과 전체적으로 일치하지 않고 그들의 특징 범위 내에 속할 경우, 새로운 개체 “사과”도 “사과”의 개념 범위에 속할 수 있다고 판단한다.

본 논문에서는 개념별로 몇 개의 영상 개체(image instance)를 분석하여 객체 해석을 위한 개념의 속성 범위를 정하는 것을 “영상 학습”이라고 정의한다.

영상의 학습과 해석의 개념은 다음과 같다.

[개념 학습]

- 개체A=“빨강고 원형의 사과”
- 개체B=“파랗고 타원형의 사과”

[개념 속성 정의]

사과=∇ 형태.(원∪타원)∩∇ 색.(파랑∪빨강)

[개체 입력]

개체C=“파랗고 원형의 사과”

[개체 추론]

개체C.형태∈사과.형태∩개체C.색∈사과.색

[개체 해석]

개체C∈“사과”

2.3 영상 처리 및 영상 분석

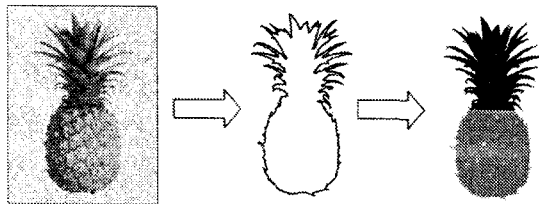
온톨로지 지식베이스가 구성되면 실제 이미지를 입력하여 이미지로부터 관심 객체를 추출하고 추출된 객체의 속성을 분석한다.

영상은 크게 단일 영상과 복합 영상으로 나뉘질 수 있으며, 단일 영상은 의미를 갖는 객체가 하나만이 존재하는 영상을 의미하며, 복합 영상이란 의미를 갖는 객체가 다수 존재하는 영상을 의미한다. 본 논문에서는 단일영상을 대상으로 한다.

2.3.1 객체 분리

본 논문에서는 영상에서 관심 있는 하나의 객체를 중심으로 그 이외의 부분들은 배경으로 판단하는 것을 “객체 분리”의 기본 개념으로 정의한다. 이 개념에 따라 영상에서 단·복수 객체와 배경을 분리해 내고, 객체 내부에서 다시 관심 객체와 그 이외의 객체를 분리해 내는 과정을 반복하여 다수의 객체를 분리해 낼 수 있다.

그림 4는 원 영상으로부터 관심 객체 영역을 추출하고, 추출한 영역 내에서 새로운 객체를 분리하는 과정을 보인다.



(a)원 영상 (b)분리 영역 (c)객체 분리
그림 4. 영상분할의 예

2.3.2. 색상 분석

분리된 객체로부터 색상을 분석한다. 식 (1)과 같이 색상의 범위를 RGB 각 채널별로 4개의 범위를 지정하고 총 64가지의 색상 그룹(Color Group)을 생성한다.

그리고, 색상을 표현하기 위한 방법은 다음과 같다. 예를 들어 회색(gray)을 표현하기 위한 방법으로는 검정색(black)과 백색(white)으로 픽셀의 색상을 정하여 섞는 방법과 전체 픽셀을 회색으로 표현하는 방법이 있다. 이 경우 같은 회색일지라도 픽셀의 색상 분포는 다르다. 따라서 일정 크기의 윈도우(window) 내의 색상 값을 평균한 색상을 윈도우 중심 픽셀의 색상으로 사용한다. 그리고 광원의 영향을 최소화하기 위해 RGB색상 채널의 각 채널 값인 R, G, B 를 식 (2)와같이 정규화 한다. 정규화한 N_R, N_G, N_B 에 따라서 식(3)의 조건에 따라 픽셀을 포함할 색상 그룹을 선정한다. 그리

고 $G_{rgb} = \{G_{111}, \dots, G_{444}\}$ 으로 표현되는 64개의 색상 그룹을 기준으로 객체 색상의 히스토그램을 구한다.

$$\text{Color Group} = \{G_{rgb} | 1 \leq r, g, b \leq 4, r, g, b: \text{자연수}\} \quad (1)$$

$$N_R = \frac{R}{R+G+B} \quad N_G = \frac{G}{R+G+B}$$

$$N_B = \frac{B}{R+G+B} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \text{if } 0 \leq N_R < 0.25 & \text{then } r = 1 \\ \text{if } 0.25 \leq N_R < 0.5 & \text{then } r = 2 \\ \text{if } 0.5 \leq N_R < 0.75 & \text{then } r = 3 \\ \text{if } 0.75 \leq N_R \leq 1 & \text{then } r = 4 \end{cases} \quad (3)$$

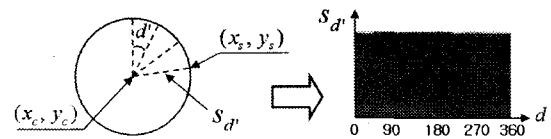
(N_G, N_B 에 대해서 식 (3)과 같은 방법으로 g, b 를 구한다)

2.3.3 형태 분석

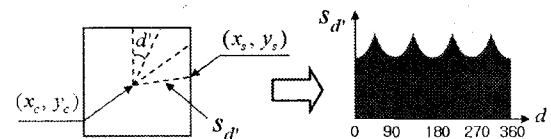
객체의 형태 특징을 분석하기 위해서는 영상에서 객체의 외곽이 어떤 형태를 나타내는지 중요하다. 본 논문에서는 객체의 형태를 표현하기 위해서 식 (4)와같이 객체의 중심(x_c, y_c)에서 외곽(x_s, y_s)까지의 거리를 일정 각도(d')씩 회전하면서 측정한다.

$$s_{d'} = \sqrt{(x_c - x_s)^2 + (y_c - y_s)^2} \quad (4)$$

그림 5(a)와 같이 원형의 경우는 거리가 일정하여 일자 모양의 형태 특징을 얻을 수 있다. 그리고 그림 5(b)와 같이 사각형의 경우는 각도에 따라 물결 모양의 형태 특징을 얻을 수 있다.



(a)원형 형태 분석



(b)사각형 형태 분석

그림 5. 형태 분석의 예

2.3.4 질감 분석

질감을 분석하여 특징을 얻기 위해서는 그림 6과 같이 객체의 Hue채널과 Gray채널에서 중

축으로 일정 간격의 기준(l)을 선정하고, 각 기준별로 횡축의 P 개 픽셀 열에서 Hue 채널 값(H_p)과 Gray 채널 값(G_p)을 분석하여 식 (5)와 같이 각 기준에서의 질감 분석 값(t_l)을 구한다.

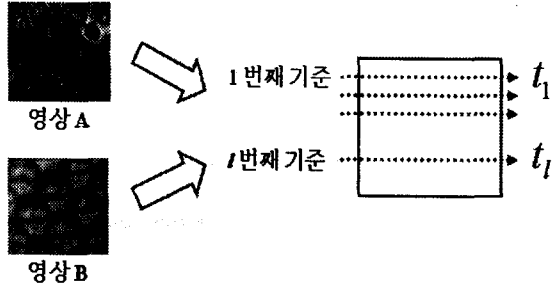


그림 6. 질감추출 예

$$H_{average} = \frac{\sum_{p=1}^P H_p}{P}, \quad G_{average} = \frac{\sum_{p=1}^P G_p}{P}$$

$$H_{distribution} = \frac{\sum_{p=1}^P (H_p - H_{average})^2}{P}$$

$$G_{distribution} = \frac{\sum_{p=1}^P (G_p - G_{average})^2}{P}$$

$$t_l = (2 \times H_{distribution}^l) \times G_{distribution}^l \quad (5)$$

그림 7은 그림 6에서 하나의 기준(l)에 대해 횡축 픽셀열에서의 Hue에 대한 질감 특징을 나타낸다. 예를 들면, A영상처럼 표면이 매끄럽고 색상의 변화가 단조로운 경우는 그림 7(a)과 같이 특징 값이 균일하며, B영상처럼 표면이 불규칙한 경우는 그림 7(b)와 같이 특징 값이 불규칙하다.

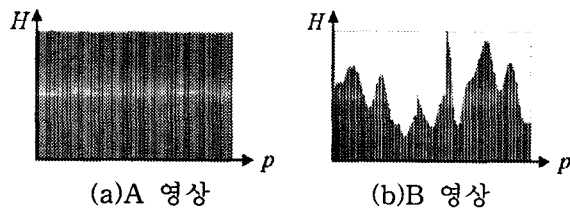


그림 7. Hue에 대한 질감 특징

2.4 영상 해석 및 추론

본 논문에서는 영상에서 해석할 객체의 특징 속성을 색상, 형태, 질감으로 제한하였다. 3가지 객체의 특징 값을 기준으로 유사도를 측정하고, 각 특징 속성에서의 유사도(similarity)를 조합하여 객체의 개념을 판단한다.

2.4.1 색상 유사도 측정

색상간의 유사도를 측정하기 위한 유사도 측도(similarity measure)로 색상 그룹별 차이를 도입하여 식 (6)과 같이 정의한다.

$$S_{Color} = \frac{1}{\sum_{r=1}^4 \sum_{g=1}^4 \sum_{b=1}^4 |G_{rgb}^i - G_{rgb}^t| + 1} \quad (6)$$

G_{rgb}^t : 테스트 영상 색상 그룹

G_{rgb}^i : 학습한 개체 영상 색상 그룹

2.4.2 형태 유사도 측정

유사도 측정에 있어 객체의 각도에 대한 영향을 주지 않기 위해 해석하려는 객체를 회전하여 얻은 특징 값을 학습 객체의 형태 특징 값과 비교하여 유사도를 구한다. 그리고 객체를 회전하여 얻은 유사도 중 가장 큰 유사도를 형태의 유사도로 선택한다. R 은 테스트 영상 객체 r' 각도로 회전한 횟수이고, D 는 영상 객체의 d' 각도에 대한 특징 값의 개수이다.

$$S_{Shape} = \max \left(\sum_{r=1}^R \left(\frac{D}{\sum_{d=1}^D (s_d^i - s_{d,r}^t + 1)^2} \right) \right) \quad (7)$$

$$R = \frac{360}{r'} \quad \left(\begin{array}{l} R \text{ and } r' : \text{자연수} \\ 0 < r' \leq 360 \end{array} \right)$$

$$D = \frac{360}{d'} \quad \left(\begin{array}{l} D \text{ and } d' : \text{자연수} \\ 0 < d' \leq 360 \end{array} \right)$$

$S_{d,r}^t$: r 번째 개체 회전에 대한 테스트 영상의 d 각도에서의 형태 특징 값

$S_{d,i}^i$: 학습 개체 영상의 d 각도의 형태 특징 값

2.4.3 질감 유사도 측정

객체의 각도에 따라서 질감의 유사도 또한 변하게 된다. 그리고 객체의 위치에 따라 다른 질감을 나타낼 수 있다. 그러므로 형태 유사도 측정 방법과 같은 방법을 사용한다.

$$S_{Texture} = \max \left(\sum_{r=1}^R \left(\frac{L}{\sum_{l=1}^L (t_l^i - t_{l,r}^t + l)^2} \right) \right) \quad (8)$$

t_l^i : 학습개체 영상의 l 기준에서의 질감 특징 값

$t_{l,r}^t$: r 번째 개체 회전에 대한 테스트 영상의 l 기준에서의 질감 특징 값

2.4.4 유사도 조합

객체의 각 속성이 영상에서 표현될 때는 주변 환경에 따라 그 특징 값이 달라진다. 색상은 광원의 위치, 조명의 색, 그림자에 따라서 그 특징 값이 달라질 수 있다. 모양은 피사체의 각도에 따라서 그 모양이 달라지고, 다른 객체에 가려지는 경우 그 모양을 판단할 수 없다. 질감은 광원, 피사체의 각도 등에 따라서 질감이 달라질 수 있고, 같은 피사체라 하더라도 부위에 따라서 다른 질감을 나타낼 수 있다. 따라서 영상 해석의 목적에 따라 각 속성의 유사도를 적절히 조절하여 객체 간 유사도를 구한다. 식 (9)는 객체 간 유사도를 측정하는 한 예를 나타낸다.

$$S_T = \alpha \times S_{Color} + \beta \times S_{Shape} + \gamma \times S_{Texture} \quad (9)$$

$$(\alpha + \beta + \gamma = 1)$$

2.5 영상 객체 재해석

영상 객체 해석 과정에서 애매성이 너무 클 경우 객체 내에 존재하는 내부 객체를 분리하여 다시 영상을 해석한다. 즉, 그림 8과같이 객체 개념과 내부 객체 개념과의 관계를 온톨로지를 통해 추론하여 객체의 개념을 정의한다.

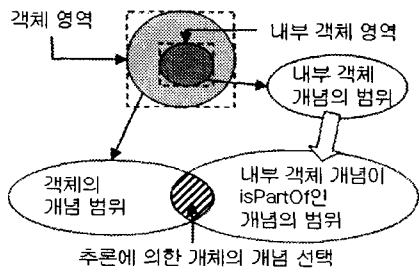


그림 8. 영상 객체 재해석 개념도

영상이해 프로세스는 다음과 같다.

[영상이해 프로세스]

- [step1] 객체 영역을 선택한다.
- [step1-1] 객체가 없으면 [step8] 실행한다.
- [step2] 객체 영역에서 특징 값을 추출한다.
- [step3] 추출한 특징 값과 학습영상에서의 객체 특징 값과의 유사도를 측정한다.
- [step4] 유사도를 기준으로 객체의 개념 후보를 생성한다.
- [step5] 개념 후보들 중 상위 후보들의 유사도 차이를 비교한다.
- [step5-1] 상위 후보들의 유사도가 큰 차이를 보이는 경우 [step7] 과정 실행한다.
- [step5-2] 상위 후보들의 유사도가 큰 차이를 보이지 않는 경우 현재 객체 영

역에서 [step1]을 실행한다.

[step6] 객체의 개념의 유사도와 내부 객체의 유사도 연산을 통해 새로운 유사도 값을 생성한다.

[step6-1] [step5]를 실행한다.

[step7] 후보들 중 최상위 후보를 제시한다.

[step8] 객체들의 개념을 조합하여 전체 개념을 추론한다.

[step9] 영상 해석을 마친다.

3. 모의실험

제안된 영상이해 시스템의 타당성을 검증하기 위하여, 기본적인 영상이해 시스템을 구축하고, 이를 이용하여 간단한 영상이해 실험을 수행하였다.

우선 Protege를 이용한 OWL-Lite 형태의 식물 분야(plant domain) 온톨로지를 구축하였다. 온톨로지 구축 시 WordNet[8]을 기반으로 식물 분야의 상위 개념의 계층 구조를 형성하였다. 그리고 학습에 이용한 영상을 분석하여 각 특징 속성의 특징 값을 추출하고, 학습 영상과 특징 값을 각각 개념의 개체와 개체의 특징 속성으로 설정하였다.

실험을 위해 과일(fruit)의 하위 개념을 10개로 제한하고, 각 개념 당 1개~2개의 학습 영상 개체를 분석하여 개념의 속성 범위를 정하였다. 그리고 배경과 객체가 쉽게 구분되는 단일 영상을 대상으로 실험하였다. 학습에 사용되지 않은 59개의 영상을 테스트 대상으로 하였고, 테스트 영상에 대한 해석 결과를 표 1에 보인다. 표 2는 각 테스트 영상의 해석 결과에서 유사도에 따라 관련 후보 개념을 정렬하고, 순위에 따른 누적 정확률(precision)을 보인다.

표 1. 영상이해 실험 결과

개념	1개 영상 학습 결과			2개 영상 학습 결과		
	실험영상개수	일치영상개수	정확률 (%)	실험영상개수	일치영상개수	정확률 (%)
apple	7	2	28.5	7	4	57.1
avocado	8	4	50.0	8	4	50.0
banana	5	1	20.0	5	0	0
citrus	8	8	100.0	8	8	100.0
grape	7	2	28.5	7	1	14.2
kiwi	8	6	75.0	8	3	37.5
mangosteen	6	3	50.0	6	3	50.0
peach	3	0	0	3	0	0
strawberry	5	5	100.0	5	4	80.0
watermelon	2	2	100.0	2	2	100.0
계	59	33	55.9	59	29	49.1

실험에서 사용된 변수는 $d' = 10^\circ$, $r' = 10^\circ$, $L = 10$, $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.3$, $\gamma = 0.3$ 과 같다.

표 1에서 1개의 영상 개체를 이용하여 개체의 특징 속성을 정의하였을 때 보다는 2개의 영상 개체를 이용하여 좀 더 넓은 범위의 특징 속성을 정의하였을 때 오히려 정확률이 낮아지는 것을 확인할 수 있었다. 그러나 표 2에서 보는 바와 같이 영상 해석 후보 순위별 누적 정확률은 2개의 영상 개체를 학습하였을 때 오히려 높아짐을 알 수 있다. 이것은 특징 속성의 범위가 넓게 정의될수록 객체를 해석할 수 있는 가능성이 높아지기 때문이라 판단된다.

표 2. 영상 해석 순위별 누적 정확률 (단위:%)

순위	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1개 학습	55.9	67.7	74.5	81.3	89.8	91.5	96.6	98.3	100
2개 학습	49.1	72.8	79.6	88.1	89.8	91.5	94.9	98.3	100

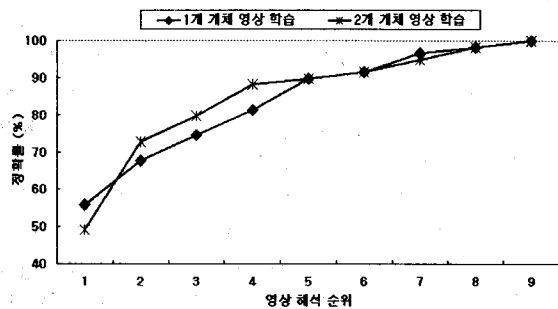


그림 9. 영상 해석 실험 결과 그래프

4. 결론

본 논문에서는 온톨로지로 표현한 지식에 근거하여 영상의 처리, 분석, 해석 과정을 통해 영상을 이해하는 영상이해 시스템의 프레임워크를 제안하였다. 영상이해를 위한 방법 및 프로세스를 제안하였고, 제안된 프레임워크에 기반한 영상이해 시스템을 구축하고, 특정 분야에서의 실험을 통하여 제안된 시스템의 효용성을 확인하였다.

향후 연구과제로서 첫째로는 본 논문에서 도입한 영상의 속성, 즉, 객체의 색상, 모양, 형태 정보만으로는 객체를 충분히 설명할 수 없는 한계가 있으므로 이에 대한 보다 많은 연구가 이루어져야 할 것으로 판단된다. 둘째로는 영상 내 객체에 대한 해석뿐만 아니라 객체의 동작이나 상황을 알아내는 것이 영상이해의 목적 중의 하나이므로 객체 사이의 관계 또한 객체 사이의 상호 작용을 정의한 온톨로지의 확대 적용에 관한 연구가 이루어져야 한다고 판단된다.

5. 참고문헌

- [1] 손세호, 이인근, 권순학, "Ontological 지식 기반 영상이해시스템의 구조," KFIS Spring Conference, Vol. 14, No. 1, pp. 235-240, 2004.
- [2] Jiebo Luo, Andreas E. Savakis, Amit Singhal "A Bayesian network-based framework for semantic image understanding," Pattern Recognition, Vol. 38, Issue 6, pp. 919-934, 2005.
- [3] N. Maillot, M. Thonnat, A. Boucher "Toward Ontology Based Cognitive Vision," In Proceedings of The Third International Conference On Computer Vision Systems, LNCS 2626, pp. 44-53, 2003.
- [4] N. Maillot, M. Thonnat, A. Boucher "A Visual Concept Ontology for Automatic Image Recognition," In Proceedings of The Second International Semantic Web Conference, 2003.
- [5] T. Matsuyama, V. Hwang, "SIGMA: A Knowledge-Based Aerial Image Understanding System," Plenum, New York, 1990.
- [6] D. Crever and R. Lepage, "Knowledge-Based Image Understanding Systems: A Survey," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 67, No. 2, pp 161-185, 1997.
- [7] Natalya F. Noy and Deborah L. McGuinness, "Ontology Development 101: A Guide to Creating Your First Ontology," Stanford Knowledge Systems Laboratory Technical Report KSL-01-05 and Stanford Medical Informatics Technical Report SMI-2001-0880, March 2001.
- [8] Wordnet - <http://wordnet.princeton.edu>
- [9] Matthew Horridge, et al., "A Practical Guide To Building OWL Ontologies Using The Protégé-OWL Plugin and CO-ODE Tools Edition 1.0", The University Of Manchester, 2004.
- [10] Protégé, <http://protege.stanford.edu>, October 2006.
- [11] OWL Web Ontology Language Guide, <http://www.w3.org/TR/owl-guide>, July 2006.