

개선된 그래프구조적특징추출을 리용한 대상식별의 한가지 방법

최진혁, 동승철

경애하는 최고령도자 김정은동지께서는 다음과 같이 말씀하시였다.

《첨단돌파전은 현대과학기술의 명맥을 확고히 틀어쥐고 과학기술의 모든 분야에서 세계를 앞서나가기 위한 사상전, 두뇌전입니다. 첨단돌파전을 힘있게 벌려야 나라의 과학 기술전반을 빨리 발전시키고 지식경제의 토대를 구축해나갈수 있습니다.》(《조선로동당 제7차 대회에서 한 중앙위원회사업총화보고》 단행본 39페이지)

시각대상을 유형별로 정확히 식별하기 위한 선행연구[1, 3]에서는 대상의 출현변화가 적은 동화상렬로부터 얻은 화상들에서 서로 다른 형식으로 묘사된 대상의 구조적특징을 추출하는 방법을 서술하였다. 그래프에 기초한 특징표현방법을 서술한 선행연구[2, 4]에서는 대상의 모양특징을 인식하는것을 기본으로 하였다.

본문에서는 대상의 위상구조가 유형불변성을 만족하면서도 분류정확도를 보다 높일수 있는 그래프에 기초한 대상의 구조적특징추출방법을 제안하고 화상분류실험을 통하여 유형별에 따르는 대상식별의 정확성을 평가하였다.

대상의 유형불변성이라는것은 1개 유형에 속하는 비슷한 대상들의 구조적특징추출이 그 유형을 대표할수 있는 회전, 이동, 척도변화에 불변인 특징으로 되어야 한다는것을 의미한다.

1. 그래프에 기초한 대상의 계층구조표현

화상에 포함되는 대상의 구조가 일반적으로 복잡한 경우 계층적인 화상서술자를 많이 리용한다. 계층적인 화상서술에서 기본은 여러 화상서술자들을 적용하여도 제안된 구조가 유형별로 불변이 되도록 하는것이다. 시각대상분류기구성을 위한 조각에 기초한 많은 방법들은 작은 출현변화에도 민감하다. 대표적인 가우스계차(DoG)러파기를 리용하면 돌출특징은 대체로 보존된다.

계층적인 화상서술을 크게 두 단계로 나누어 진행한다.[1]

령역성장법을 리용하여 가우스계차조각들로 화상의 령역분할결과를 얻는다. 다음단계에서 계층나무서술을 구성하기 위하여 화상분할령역들을 통합한다. 이때 임의의 모양을 가진 령역들사이의 류사성척도는 확률적특성을 리용하여 정의할수 있다.

$$\Omega = (N, \mu, C) \quad (1)$$

여기서 N 은 령역의 화소개수이고 μ 는 화소당 특징벡토르의 평균이며 C 는 표준편차이다.

만일 사귀지 않는 두 령역이 통합된다면

$$\Omega = \Omega_i + \Omega_j, \Omega = \left(N_i + N_j, \frac{N_i \mu_i + N_j \mu_j}{N_i + N_j}, \frac{N_i C_i + N_j C_j}{N_i + N_j} \right) \quad (2)$$

이다. 여기서 오차는 다음과 같다.

$$e(i, j) = \frac{N_i N_j}{N_i + N_j} (\mu_i - \mu_j)^T (\mu_i - \mu_j) \quad (3)$$

우에서와 같은 계층화상서술자를 리용하여 화상을 대상별로 분할하고 대상에 대한 부분분할까지 진행하여야 대상식별을 정확히 할수 있다.

같은 류형에 속하는 대상들의 외형변화는 묘사형식이 다를뿐 거의 비슷한 구조를 가지고있다.

실례로 꽃화상에서 꽃망울을 중심으로 하여 꽃잎을 구성할수 있으며 소와 말은 다리, 몸체 등의 구조를 추출할수 있다. 이런 대상의 속성들을 반영한 나무 T 를 구성하면 돌출대상을 식별할수 있다.

나무의 일정점은 화상의 대상부분모임의 식별에 리용되며 때 나무는 하나의 화상에 대응된다.

돌출대상을 정확히 식별할수 있도록 다음과 같은 그래프를 생성한다.

① 표식이 붙은 방향그래프

$$G = (V, E, \mu, \xi)$$

여기서 V 는 모양해석알고리즘을 통하여 얻어진 골격점이다. 그리고 $E \subseteq V \times V$ 는 두 정점 사이의 릉이고 $\mu: V \rightarrow L_v$ 는 정점표식함수이며 $\xi: E \rightarrow L_E$ 는 릉표식함수이다.

② 일반화된 식별가능한 그래프

$$GDG = \{gdg_1, gdg_2, \dots, gdg_N\} = \frac{\arg \min}{\{g_i\}_{i=1}^N \subset U} \Delta(T, \{g_i\}_{i=1}^N) \quad (4)$$

여기서 N 은 학습자료모임 L 에서의 류형개수이고 U 는 L 에서 표식붙은 그래프모임이다.

일반화된 그래프원형부호화도식을 그림 1에 보여주었다.

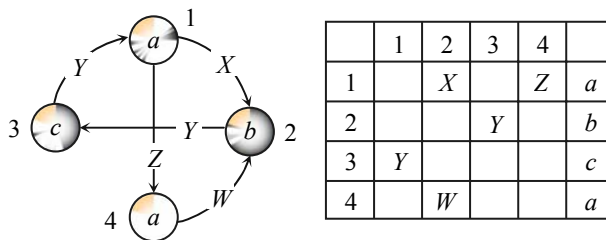


그림 1. 일반화된 그래프원형부호화도식

화상에 몇개의 대상이 존재하는가에 대한 판단방법으로는 그래프절단법[1]을 리용하였다. 이 방법은 정점들사이의 연관성을 따져야 하므로 이것을 피하기 위해 논문에서는 그래프에너지를 리용한다.

$$\varepsilon(G) = \sum_{i=1}^{|V|} \left| \lambda_i - 2 \frac{m}{|V|} \right| \quad (5)$$

여기서 λ_i 는 라플라스행렬의 고유값이고 m 은 그래프의 전체 무게합 또는 무게불지 않은 그래프에서 립개수의 절반이며 $|V|$ 는 그래프의 정점수이다.

그래프에네르기해석을 리용한 대상부분의 식별결과를 그림 2에 보여주었다.

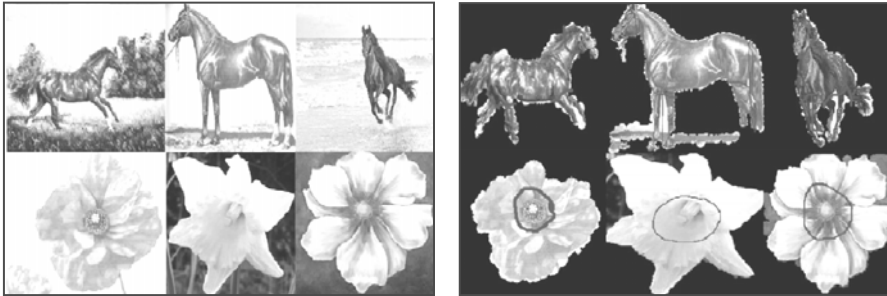


그림 2. 그래프에네르기해석을 리용한 대상부분의 식별결과

2. 유형내의 불변성을 반영한 대상의 구조적특징추출방법

대상식별률을 높이자면 주어진 화상에 대한 계층구조로부터 대상의 불변특징을 추출하여야 한다. 선행연구[2, 4]에서는 대상의 구조표현을 열린 모양곡선의 정합과정으로 서술하였지만 복잡한 내부구조를 가진 대상에 대해서는 구조성을 보다 구체적으로 반영한 특징추출을 진행하지 못한 결함이 있다.

이로부터 다음과 같은 두가지 방법으로 대상의 구조적특징을 추출하기로 한다.

표식이 불지 않은 무방향그래프 G_i 는 화상에서 1개 대상에 대응된다. 보통 임의의 대상을 이루는 부분개수는 많지 않을 때가 있다. 이때에는 고정된 크기의 벡토르에 그래프스펙트르리론을 적용하면 구조화된 특징벡토르를 얻을수 있으며 이것을 특징벡토르로 취급할수 있다. 라플라스그래프에네르기의 표준정의는 연결성분들의 수를 변화시키지 않는다.

서로 다른 매 대상들에 대한 그래프에네르기는 다음과 같이 표시된다.

$$\xi = \frac{n}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\varepsilon(G_i)}{|V_i|} \quad (6)$$

여기서 N 은 연결성분의 개수이고 n 은 정점의 수이며 $\frac{\varepsilon(G)}{|V|}$ 는 정점의 평균연결에네르기이다. 그리고 ξ 는 나무의 높이함수이다.

대상화상별에 따르는 그래프에네르기곡선의 국부최소점을 탐색하여 결과값을 비교하면 대상의 구조성을 반영한것으로 하여 정확히 식별될수 있다.

대상을 이루는 부분개수가 많은 경우 선행연구[3]에서 서술된 특징묶음에 대한 처리과정의 우점을 리용하여 대상의 립곽토막곡선묶음으로부터 구조화된 특징벡토르를 얻는다.

일반적으로 대상의 립곽토막곡선은 평행이동과 회전, 척도변환에 불변인 특징량이므로 따라서 립곽토막의 부호화를 다음과 같이 진행한다.

k -평균무리짓기방법을 리용할 때 계층구조에서 3개 층의 무리중심을 택한다.

M 개 유형에 대한 립곽토막들을 무리짓기하는데 립곽곡선특징을 리용한다. 그다음

매 유형에 대하여 룬곽곡선의 깊이-너비비율은 N 개의 부분유형에 룬곽토막을 무리짓기 하는데 리용된다. 마지막으로 두번째 층에서 매 부분유형은 거리변환에 의해 k 개의 유형으로 무리짓기한다.

부호화결과는 다음과 같다.

$$B=[b_1, \dots, b_j, \dots, b_{K \times N \times M}], \quad b_j^T = [(c_m^1)^T, (c_{n \times m}^2)^T, (c_{k \times n \times m}^3)^T] \quad (7)$$

모양부호 w 에서 부호화된 룬곽토막 F_k 사이의 류사도는 다음과 같다.

$$Sim_k = \max_j \frac{F_k b_j}{|F_k \|b_j|}, \quad j \in w \quad (8)$$

3. 실험결과분석

대상의 유형별에 따르는 화상자료모임에 대하여 제안한 그래프구조적특징방법을 적용하여 대상분류실험을 진행하였다.

각이한 묘사형식을 가진 유형별학습화상자료모임을 그림 3에 보여주었다.

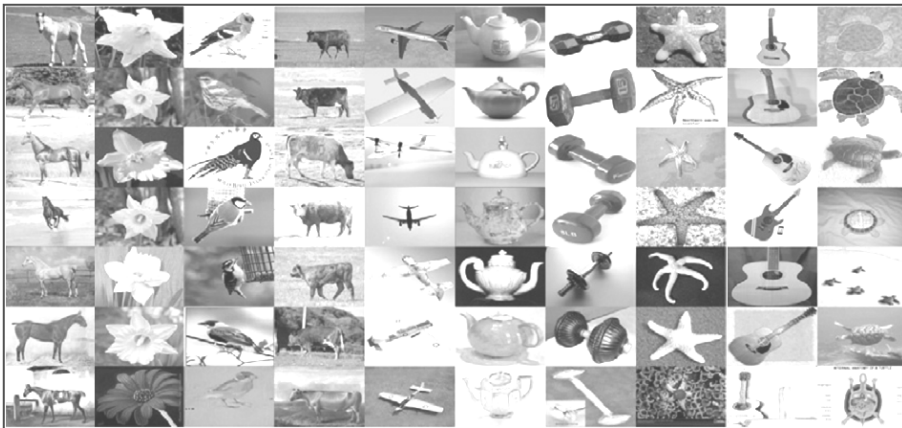


그림 3. 각이한 묘사형식을 가진 유형별학습화상자료모임

학습화상들에 대하여 제안한 그래프구조적특징추출방법을 적용한 다음 입력화상의 분류를 진행한 결과는 표와 같다.

표. 유형별에 따르는 대상분류결과

	말	꽃	새	소	비행기	주전자	삼바리	기타
말	0.95			0.02				
꽃		0.96			0.03			
새			0.90					
소	0.05			0.92				
비행기		0.07			0.89			0.04
주전자						0.93	0.02	
삼바리						0.01	0.95	
기타					0.03			0.94

실험결과에서 보여주는것처럼 선행연구에서 제안한 대상의 특징추출방법을 적용하였을 때 대상식별률이 떨어지는것은 복잡한 구조를 가지는 대상의 특성을 반영하지 못했기 때문이다.

류형별에 따르는 대상분류결과를 그림 4에 보여주었다.

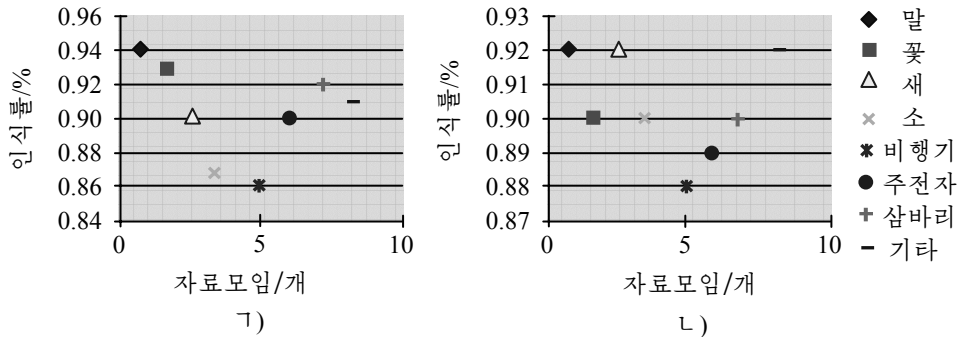


그림 4. 류형별에 따르는 대상분류결과

그림 4에서 ㄱ)는 제안한 방법의 식별률이고 ㄴ)는 선행연구[1, 4]의 식별률이다.

론문에서 제안한 그래프구조적특징추출방법은 선행방법과 달리 류형별불변성을 반영하면서도 대상의 세부적이면서도 대역적인 구조적특성을 반영하였으므로 대상의 인식률이 보다 높아지게 한다.

참 고 문 헌

- [1] Bai Xiao et al.; Computer Vision and Image Understanding, 115, 7, 1023, 2011.
- [2] Romain Raveaux et al.; Computer Vision and Image Understanding, 115, 7, 905, 2011.
- [3] Zhan Li et al.; Pattern Recognition Letters, 40, 1, 19, 2014.
- [4] Hui Wei et al.; Pattern Recognition Letters, 77, 1, 42, 2016.

주체106(2017)년 11월 5일 원고접수

A Method of Object Identification using Improved Graph Structure Feature Extraction

Choe Jin Hyok, Tong Sung Chol

This paper describes a classifier which is unique in being able to learn class identity no matter how the class instances are depicted. The key is our proposition that topological structure is a class invariant. Practically, we depend on graph analysis of a hierarchical description of an image to construct a feature vector. We demonstrate the classifier on several diverse classes through image classification experiments.

Key words: graph structure, object identification, feature representation