

# 지역적인 그래프 기반 특징 기술 및 정합

이만희, 박인규

인하대학교 정보통신공학부

{maninara@inha.edu, pik@inha.ac.kr}

## 요약

본 논문에서는 변형 가능한 물체와 면 외 회전이 존재하는 영상에서의 특징 정합 성능을 높일 수 있는 지역적인 그래프 기반의 특징 기술자에 대하여 제안한다. 제안하는 특징 기술자는 근접한 특징들 사이의 상관관계에 의하여 지역적인 그래프 구조가 구성된다. 또한 본 논문에서는 제안하는 특징 기술자를 효율적으로 정합할 수 있는 비용 함수를 정의하고 MRF(Markov Random Field)와 같은 기존의 그래프 정합 알고리즘에 적용 가능하도록 설계하였다. 실험 결과 제안하는 알고리즘이 기존의 특징 기술자에 비해 초기 정합의 정확도가 증가하고 특히 면 외 회전이 존재하는 영상에 대해서 우수한 정합 성능을 보여준다.

## 1. 서론

특징 추출 및 정합은 대부분의 컴퓨터 비전 알고리즘의 가장 기본적인 선행 알고리즘이고 꾸준히 개발되어왔다. 특히 SIFT[1]나 SURF[2]와 같은 기존 연구들은 대부분의 영상에 대한 특징 추출 및 정합에 대해 좋은 성능을 보여준다. 그러나 변형 가능한 물체에 대한 특징 정합이나 영상에 면 외 회전이 존재할 경우 기존의 패치 기반 기술자로 특징을 정합하는데 어려움이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 변형 가능한 물체와 면 외 회전이 존재하는 영상에서의 특징 정합 성능을 높일 수 있는 새로운 특징 기술자에 대하여 제안한다.

## 2. 지역적인 그래프를 이용한 특징 기술

### 2.1 지역적인 그래프의 구성

대부분의 영상 정합 알고리즘들은 패치 기반의 특징 기술자를 이용하여 초기 정합을 수행한 뒤 찾아진 초기 정합 쌍으로부터 그래프 구조를 생성하고 이를 이용하여 영상 또는 물체를 정합한다. 그러나 이러한 그래프 정합의 경우 일반적으로 연산량이 많고 영상 전체에 대하여 하나의 그래프 구조가 구성되기 때문에 동시에 여러 개의 물체를 정합하는데 어려움이 있다. 반면 제안하는 지역적인 그래프 기반의 특징 기술자의 경우 주변 특징들과의 상관관계를 이용하여 그래프를 구성하기 때문에 특징 기술자가 포함하고 있는 영역의 범위가 패치 기반

의 특징 기술자에 비하여 넓고 결과적으로 변형 가능한 물체나 시점의 변화가 큰 영상에 대해 더 좋은 성능을 기대할 수 있다.

그림 1은 패치 기반 특징 기술자와 제안하는 지역적인 그래프 기반 기술자의 차이를 보여주고 있다. 이 때 초기 특징 검출은 SURF를 이용하여 추출하였다. 동일한 범주에 포함되어있는 유사한 물체의 특징을 정합하여 물체를 구분하려고 할 때 그림 1의 왼쪽 영상에서 보는 바와 같이 패치 자체의 형태가 완전히 다르기 때문에 기존의 패치 기반 특징 기술자를 이용하여 특징을 정합하는데 상당한 어려움이 따른다. 반면 제안하는 지역적인 그래프의 경우 그림 1의 오른쪽 영상에서 보는 바와 같이 주변 특징들을 이용하여 그래프를 구성하고 두 그래프를 비교할 때 노드 사이의 거리나 각도가 각각의 그래프의 유사도를 판별할 수 있을 정도로 유지되는 것을 확인할 수 있다.

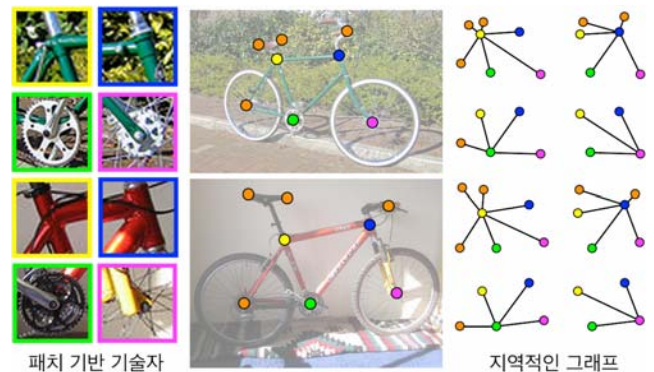


그림 1. 제안하는 지역적인 그래프를 이용한 특징 기술자와 기존의 패치 기반 특징 기술자의 차이.

2.2 특징 기술

특징  $V^P = \{v_i^P\}_{i=1}^{N^P}$  와  $V^Q = \{v_i^Q\}_{i=1}^{N^Q}$  는 입력 영상  $I^P$  와  $I^Q$  에서 기존의 특징 검출 알고리즘을 이용하여 검출한다. 본 논문에서는 SURF 를 이용하여 특징을 검출하였다. 위와 같이 찾아진 특징들로부터 지역적인 그래프  $G$  는 루트 노드로부터 주변  $n$  개의 특징들을 이용하여 구성된다. 본 논문에서  $n$  은 16 으로 설정하여 실험하였다. 각각의 그래프는  $G = \{V', A, R\}$  로 표현되고 이 때  $V'$  는  $V$  의 부분 집합을,  $A$  와  $R$  은 각각 엣지의 집합과 이진관계를 의미한다. 그래프  $G_i^P = \{V_i'^P, A_i^P, R_i^P\}$  에서 각각의 노드  $\{v_{j_k}^P | v_{j_k} \in V^P\}_{k=1}^n$  는 루트 특징점  $v_{j_0}^P = v_i^P$  로부터의 정규화된 거리와 상대적인 방향을 갖고 있고 이러한 정보가 이진관계  $R_i^P$  를 구성하는데 사용된다.

$G^P$  의  $i$  번째 노드와  $G^Q$  의  $j$  번째 노드 사이의 비용 함수  $S(i, j)$  는 아래와 같이 정의된다.

$$S(i, j) = \sum_p s_{ij}(p) \tag{1}$$

$$s_{ij}(p) = \max_q (D_\theta(\theta_{ip} - \theta_{jq}) D_l((l_{ip} - l_{jq})/l_{ip})) \tag{2}$$

이 때  $p$  와  $q$  는 각각의 그래프에서의 순번을 의미하고  $D$  는 가우시안 분포 함수를 의미한다. 또한  $\theta$  와  $l$  는 상대적인 각도와 정규화된 거리를 의미한다.

3. 지역적인 그래프를 이용한 특징 정합

기존의 차이 한계점 기반 특징 정합은 위 절에서 제안한 비용 함수를 이용하여 빠르게 수행할 수 있다. 또한 제안하는 특징 기술자는 MRF 를 이용한 베이지안 구조로 수식화 될 수 있도록 설계되었다. 두 개의 완전한 그래프  $\bar{G}^P$  와  $\bar{G}^Q$  는 각각의 지역적인 그래프  $G^P$  와  $G^Q$  의 루트 특징을 이용하여 구성할 수 있다. 이 때 확률  $p(\mathbf{x}|\bar{G})$  는 선행 확률  $p(\mathbf{x})$  와 유사 확률  $p(\bar{G}|\mathbf{x})$  의 곱과 비례한다. 이 때 변수  $\mathbf{x}$  는 다중 레이블 벡터  $\mathbf{x} \in \{0, 1, \dots, M^Q\}^{M^P}$  로 표현된다. 만약 그래프  $\bar{G}^P$  의 노드  $i$  가 그래프  $\bar{G}^Q$  의 노드  $j$  와 정합된다면 벡터  $\mathbf{x}$  의  $i$  번째 원소는  $j$  가 된다. 최종적으로  $\mathbf{x}$  의 목적함수는 에너지  $E(\mathbf{x})$  로 정의된다.

본 논문에서는 본 논문에서 제안하는 비용 함수를 유사 에너지 함수  $\psi_i(x_i)$  로 적용하였다.

$$\psi_i(x_i) = \exp\{-S(i, x_i)\} \tag{3}$$

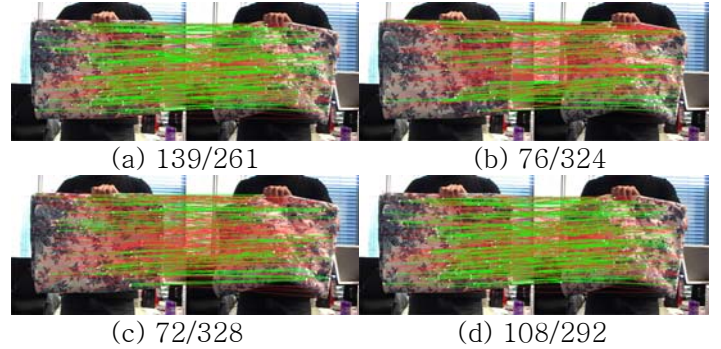


그림 2. 변형 가능한 물체에 대한 특징 정합 결과. (a) 제안하는 기법. (b) KAZE. (c) SURF. (d) SIFT.

선행 에너지 함수  $\psi_{ij}(x_i, x_j)$  는 아래와 같이 정의되고 이 때  $\alpha$  는 상수이다.

$$\psi_{ij}(x_i, x_j) = \begin{cases} 0 & \text{if } v_j^P \in V_i'^P \text{ and } v_{x_j}^Q \in V_{x_i}^Q \\ \alpha & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

최종적인 에너지 함수는 아래와 같이 정의되고 최적의 해는  $\mathbf{x}^* = \arg \min_{\mathbf{x}} E(\mathbf{x})$  에 의하여 찾을 수 있다.

$$E(\mathbf{x}) = \sum \psi_i(x_i) + \sum \psi_{ij}(x_i, x_j) \tag{5}$$

4. 실험 결과 및 결론

본 논문에서는 변형 가능한 물체에 대한 영상 데이터[3]를 이용하여 실험을 진행하였다. 제안하는 기술자의 성능을 측정하기 위하여 KAZE[4], SIFT 그리고 SURF 기술자와 비교하였다. 그림 2 는 특징 정합 결과를 보여준다. 이 때 각각의 영상에 대하여 600 개의 특징을 검출하고 각각 400 개의 정합 쌍을 추정하였다. 실험 결과 기존의 특징 기술자에 비해 정확도가 증가하는 것을 확인할 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업(정보통신)의 일환으로 수행하였음. [10047078, 다시점 블랙박스 영상을 이용한 교통 사고현장 3차원 재구성 기술개발]

참고문헌

[1] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, November 2004.  
 [2] H. Bay, et al., "SURF: Speeded up robust features," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, June 2008.  
 [3] <http://cvlab.epfl.ch/data/dsr>  
 [4] P. F. Alcantarilla, et al., "KAZE features," *Proc. of European Conference on Computer Vision*, pp. 214-227, October 2012.