

논문 2012-49-12-14

최인접 거리 비율 정합을 이용한 영상 특징점 선택 방법

(Image Feature Point Selection Method Using Nearest Neighbor Distance Ratio Matching)

이 준 우*, 정 재 협*, 강 중 욱*, 나 상 일**, 정 동 석***

(Jun-Woo Lee, Jea-Hyup Jeong, Jong-Wook Kang, Sang-Il Na, and Dong-Seok Jeong)

요 약

본 논문에서는 현재 진행 중인 MPEG(Motion Picture Experts Group, ISO/IEC JTC1 SC29 WG11)의 표준화 작업 중 CDVS(Compact Descriptor for Visual Search)의 CE-7(Core Experiment)인 특징점 선택에 대한 방법을 제안한다. 서술자의 경량화를 위해서는 영상으로부터 추출된 많은 수의 특징점들 중에서 영상 정합에 사용될 중요한 특징점들을 선택해야 한다. 본 논문에서는 최 인접 거리 비율 정합(Nearest Neighbor distance ratio matching) 방법에 의해 영상 정합 단계에서 사용되지 않고 버려지는 특징점들을 미리 추출 단계에서 제거하는 방법 제안하였다. 제안된 방법을 통하여 적은 비트 전송률을 요하는 시스템에서 특징점의 낭비를 피할 수 있고 결과적으로 추가적인 특징점을 사용할 수 있으므로 전체적인 성능 향상을 얻을 수 있었다. 제안된 알고리즘을 통하여 Pair-wise 정합 실험에서 기존의 Test Model 대비 최고 2.3%의 성공률(True positive rate)의 향상을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a feature point selection method for MPEG CDVS CE-7 which is processing on International Standard task. Among a large number of extracted feature points, more important feature points which is used in image matching should be selected for the compactness of image descriptor. The proposed method is that remove the feature point in the extraction phase which is filtered by nearest neighbor distance ratio matching in the matching phase. We can avoid the waste of the feature point and employ additional feature points by the proposed method. The experimental results show that our proposed method can obtain true positive rate improvement about 2.3% in pair-wise matching test compared with Test Model

Keywords : MPEG-7, CDVS, Feature point selection

I. 서 론

과거에는 정보의 검색을 하기 위해서는 텍스트 기반의 검색 방법을 사용하여 검색 알고리즘에 질의 키워드

를 넣는 방식을 사용해서 해당 키워드가 포함이 된 결과를 알려주었다. 하지만 검색하고자 하는 대상의 키워드를 알지 못하는 경우에는 텍스트 기반의 검색이 불가능하다. 최근의 스마트폰의 발전과 콘텐츠 기반 검색 방법의 개발로 인해 특정 사물이 무엇인지 검색하고자 할 경우 스마트폰을 이용하여 해당 사물의 사진을 찍으면 해당 사물에 대한 검색 결과를 알려주는 서비스가 생겨났다. 대표적인 서비스로 구글 고글스(Google Goggles), 노키아 포인트 앤 파인드(Nokia Point and Find), 쿠아바(Kooaba), 스냅텔(Snaptell) 등이 있다^[1]. 이와 같은 다양한 영상 검색 서비스가 생기면서 해당

* 학생회원, *** 평생회원, 인하대학교
(Inha University)

** 정회원, 한국전자통신연구원
(ETRI)

※ 본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2012년도 콘텐츠산업기술지원사업의 연구결과로 수행되었음

접수일자: 2012년9월5일, 수정완료일: 2012년11월26일

알고리즘에 대한 표준화의 필요성이 제기되었고 이에 따라 2010년 1월에 MPEG의 Video 그룹에서 CDVS (Compact Descriptor for Visual Search)라는 영상 검색의 표준화 활동을 시작하였다. CDVS는 모바일 환경에서 영상 검색(visual search)을 하기 위해 간략하면서도(compact) 확장성이 있는 강인한 서술자(descriptor)의 표준화를 목표로 하고 있다. CDVS의 구체적인 요구 사항은 다음과 같다. 추가적인 정보 없이 서술자 자체만으로 정합이 가능해야하고 영상 포맷에 독립적이어야 한다. 또한 다양한 변형이 가해진 영상에 대해서도 강인해야하고 서술자의 크기가 작아야한다. 그리고 다양한 크기의 서술자들 사이의 확장성이 있어야하고 서술자의 추출시간과 정합 시간에 대한 복잡도가 적어야한다. 마지막으로 질의 영상의 특정 물체의 위치에 대한 정보를 찾아낼 수 있어야 한다^[2].

현재 CDVS의 Test Model이 선정되고 Core Experiment를 진행하는 단계이고 Test Model의 서술자 추출의 파이프 라인은 그림 1과 같다^{[3][4]}. 영상으로부터 DoG(Difference of Gaussian) 방법을 이용하여 특징점을 추출하고 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)를 이용하여 서술자를 추출한다^[5]. 그 후 특징점 선택 방법을 통하여 중요도가 높은 특징점을 선택한 후 벡터 양자화를 통하여 서술자를 압축하고 특징점의 위치 정보 또한 압축하여^[6] 압축된 서술자를 만든다. 다양하게 제한되어 있는 비트 전송률의 크기를 맞추기 위해 Test Model에서는 다양한 양자화 방법을 사용하였고 사용되는 특징점의 개수에 제한을 두었다. 제한된 개수 내에서 최대한 중요도가 높은 특징점을 선택하여 서술자를 구성하기 위해서는 특징점 선택 방법이 매우 중요하다. 본 논문에서는 각 단계 중 특징점 선택 방법에 초점을 맞추었다. Test Model에서 사용되는 특징점

선택 방법은 별도의 영상 데이터들로부터 DoG 방법을 통해 얻어지는 각각의 특성들과 특징점이 추출되는 좌표의 위치에 대한 통계적 특성을 이용하였다. 각 특성들에 대한 확률을 구하고 각 확률 값의 곱을 수행하여 특징점의 중요도에 대한 내림차순으로 정렬한 후 제한된 포인트의 개수만큼 사용하여 서술자를 추출하였다.

본 논문에서는 Test Model에서 사용되는 특징점 추출 방법을 기반으로 정합 단에서 최 인접 거리 비율 정합 방법에 의해서 제거될 포인트를 특징점 선택 단계에서 미리 제거하는 특징점 선택 방법을 제안하였다. 제한된 비트 전송률 상에서 최대한 사용될 수 있는 특징점들을 선택함으로써 더 많은 정보를 가진 서술자를 추출할 수 있게 되고 이를 통하여 전체적인 성능에 영향을 미치게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 기존의 특징점 선택 방법에 대해 설명하고 제 III장에서는 기존의 방법을 기반으로 제안된 특징점 선택 방법을 서술하고, 제 IV장에서는 실험 결과를 나타내며, 마지막으로 제 V장에 결론을 맺는다.

II. 기존의 특징점 선택 방법

기존의 Test Model에서는 중요도가 높은 특징점을 선택하기 위해서 DoG의 특성과 특징점의 좌표를 이용하였다. DoG를 통해 추출되는 σ_n (scale), θ_n (orientation), D_n (peak), 그리고 d_n (중심으로부터의 거리)가 학습을 위한 인자들로 사용되었다. 정확히 정합이 된 특징점이 갖는 다양한 통계적인 특성들이 잘못 정합이 된 특징점이 갖는 통계적 특성들과 다르다는 성질을 이용하였다. 서로 다른 종류의 다양한 영상 데이터들로 실험을 한 결과 옳게 정합이 되는 특징점과 잘못 정합이 되는 특징점들이 갖는 통계적 특성이 실제로 다르다는 것이 나타났다^[4]. 정합 쌍을 이루는 다양한 영상 데이터들을 이용하여 특징점을 추출하고 서술자를 구성하여 정합 쌍을 이루는 영상끼리 정합을 통하여 서로 정합이 되는 특징점들의 쌍을 만들게 된다. 그 후 DISTRAT방법^[7-8]을 이용하여 정합이 된 특징점들 중에서 호모그래피(homography)를 만족하는 Inlier 정합 쌍을 구하게 된다. 전체 Inlier 정합 쌍을 전체 정합 쌍으로 나누어서 각 인자별 발생 확률을 구하게 된다. 식

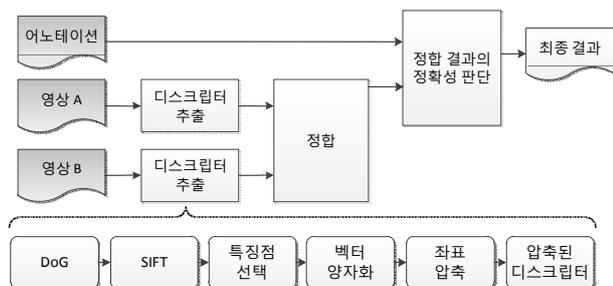


그림 1. 서술자 추출 파이프라인
Fig. 1. Pipeline of descriptor extraction.

(1) 은 앞의 과정을 설명하고 있다.

$$P(c=1|x \in S_k) = \frac{P(x \in S_k \cap c=1)}{P(x \in S_k)} \quad (1)$$

S_k 는 σ, θ, D, d 와 같은 DoG의 특성집합이고 c 는 정합이 올바르게 됐는지 여부를 판단하는 인자이다. 식 (1)에서의 분자는 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$P(x \in S_k \cap c=1) = \frac{\sum_{n=1}^N \kappa(x_n \in S_k) c_n}{N} \quad (2)$$

$\kappa(\cdot)$ 는 S_k 에 속해있음을 나타내는 함수이고 N 은 전체 정합된 특징점의 개수이다. 식 (1)에서의 분모는 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$P(x \in S_k) = \frac{\sum_{n=1}^N \kappa(x_n \in S_k)}{N} \quad (3)$$

식 (1)을 식 (2)와 식 (3)으로 다시 표현을 하면 식 (4)와 같이 표현할 수 있다.

$$P(c=1 \cap x \in S_k) = \frac{\sum_{n=1}^N \kappa(x_n \in S_k) c_n}{\sum_{n=1}^N \kappa(x_n \in S_k)} \quad (4)$$

즉 올바르게 정합이 되는 특징점들이 갖는 각 특성들의 확률은 전체 정합이 된 특징점의 특성으로 Inlier 정합 쌍의 특징점의 특성을 나눈 값이 된다. 이와 같은 방법으로 구해진 각각의 특성들의 확률을 양자화를 통하여 나타낸다. 구해진 양자화 값과 확률을 이용하여 추출된 많은 수의 특징점들의 각 특성별 확률을 누적하여 곱한 값이 큰 순서대로 즉, 중요도가 높은 순서대로 특징점을 정렬한 후 각각의 비트 전송률에 맞는 특징점의 개수를 선택하고 나머지 특징점들은 제거된다.

III. 제안된 특징점 선택 방법

지역 서술자 기반의 영상 정합에서는 최 인접 거리 비율 정합 방법이 사용된다. 최 인접 거리 비율 정합은 다음과 같은 방법으로 수행 된다. 먼저 첫 번째 영상의

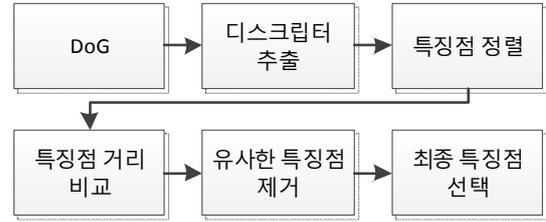


그림 2. 제안된 알고리즘 순서도
Fig. 2. Flowchart of proposed algorithm.

하나의 특징점을 α 라고 했을 때, 두 번째 영상의 모든 특징점과 α 와의 거리를 계산하여 가장 작은 거리를 갖는 특징점 β 와 두 번째로 작은 거리를 갖는 특징점 γ 를 찾아서 최 인접 거리 비율 값을 식 (5)와 같이 나타낸다. 최 인접 거리 비율 값이 특정 임계값보다 작을 경우 첫 번째 영상의 특징점 α 와 두 번째 영상의 특징점 β 는 서로 대응점 쌍으로 구성이 되지만, 반대로 임계값보다 클 경우에는 두 번째 영상에서 α 와 대응되는 특징점이 없는 것으로 판단된다. 임계값이 높으면 많은 특징점들이 대응되지만 잘못 대응되는 쌍이 많아지고 임계값이 낮으면 잘못 대응되는 쌍이 적어지지만 옳게 대응되는 쌍 또한 많이 제거된다.

$$ratio = \frac{\alpha - \beta}{\alpha - \gamma} \quad (5)$$

제안된 특징점 선택 방법은 최 인접 거리 비율 값이 임계값보다 클 경우 정합에 사용되지 못하고 낭비되는 특징점을 줄이는 것을 목표로 하고 있다. CDVS 프레임 워크에서는 서술자를 다양한 크기의 비트 전송률로 제한하였다^[9]. 특히 512byte와 1Kbyte와 같은 낮은 비트 전송률에서는 적은 용량 안에 최대한 많은 정보를 담고 있어야 좋은 성능을 나타낼 수 있다. 하지만 최 인접 거리 비율 정합으로 인해 어차피 사용되지 못하고 제거될 특징점을 가지고 있으면 특징점의 낭비가 될 것이고 이는 성능에도 직접적인 영향을 끼치게 된다.

제안된 알고리즘의 순서도는 그림 2와 같다. SIFT 알고리즘을 통해 특징점과 서술자를 추출하고 기존의 특징점 선택방법을 통해 중요도 높은 순서로 특징점을 정렬한 후 가장 중요도가 높은 특징점을 기준으로 다른 특징점과 거리를 계산한다. 이 때, 기준이 되는 특징점을 α' 라고 가정하고 α' 에 식 (6)과 같이 잡음 성분 $n(N)$ 을 추가시킨 특징점 β' 를 만들어 낸다.

$$\beta' = \alpha' + n(N) \quad (6)$$

식 (7)은 잡음 함수를 나타낸다. N 은 영상에서 특징점의 개수를 나타내고 P_k 는 중요도 순서로 정렬이 된 k 번째 특징점을 나타낸다. 잡음 함수는 각 영상에 따라 적응적으로 적용된다.

$$n(N) = \frac{\sum_{l=k+1}^{N-1} \min \|P_k - P_l\|}{N} \cdot \sigma \quad (7)$$

식 (6)을 통해 구해진 특징점 β' 을 이용하여 식 (8) 을 만족하는 특징점 γ' 을 제거한다. 임계값 th 은 실험적으로 0.85의 값으로 설정하였다.

$$\frac{\alpha' - \beta'}{\alpha - \gamma} > th \quad (8)$$

이와 같은 방법으로 제거가 완료된 특징점들을 중요도 순으로 재 정렬하여 각 비트 전송률을 만족시키는 개수만큼 특징점을 선택한 후 이후의 서술자 추출 절차를 수행한다.

이와 같은 방법을 통하여 서술자가 같은 용량 대비 더 많은 정보를 갖게 되므로 더 좋은 성능을 나타내게 된다.

IV. 실험 및 결과

제안하는 방법의 검증을 위해, 본 논문에서는 현재 표준화 진행 중에 사용되는 실험조건^[9]인 pair-wise 정합 실험을 수행하였고 Test Model은 1.5 버전을 사용하였고 128Kbyte 메모리 크기를 사용하였다^[10~11]. 실험을 위한 영상 데이터 베이스는 표 1과 같이 CD, DVD, 책, 명함 등과 같은 영상과 비디오클립으로부터 캡처된 프레임 영상, 랜드마크 및 건물들, 그리고 일반적인 다양한 사물에 대한 영상들이 사용되었다^[6]. 강인성과 독립성에 대한 평가를 위해서 CDVS에서는 정합 쌍(m : matching pair)와 비정합 쌍(nm : non-matching pair)에 대한 주석(annotation)을 작성하였다. 그리고 강인성 평가를 위해서 True Positive Rate를 사용하였고 독립성 유지를 위해서 False Positive Rate를 1% 이하로 제한하였다. 식 (9)와 식 (10)은 각각 True Positive

Rate와 False Positive Rate를 나타낸다.

$$False\ Positive\ Rate = \frac{FP}{FP + TN} \quad (9)$$

$$True\ Positive\ Rate = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

TP는 True Positive의 개수, TN은 True Negative의 개수, FP는 False Positive의 개수, FN은 False Negative의 개수를 나타낸다. 각각의 의미는 표 2와 같이 나타낼 수 있다.

성능 측정을 위해서 다양한 서술자 크기를 설정하였다. 512byte, 1Kbyte, 2Kbyte, 4Kbyte, 8Kbyte, 16Kbyte 크기를 갖는 각각의 서술자들에 대해 성능을 평가하였고 확장성을 위하여 1Kbyte와 4Kbyte 간의 정합과 2Kbyte와 4Kbyte 간의 정합 실험을 추가하였다. 또한 추후 AR(Augmented Reality)에 사용될 수 있도록 특정 사물에 대한 위치정보에 대한 평가(Localization accuracy) 또한 이루어진다. 위치 정확성 평가는 영상

표 1. 변형 종류와 변형 정도
Table 1. Modification type and degree.

Experiment	Category	Dataset	Annotations
1	Mixed text + graphics	Stanford	a) 3000 (m : matching pair), 30000 (nm:non-matching pair), localization data b) a)와 동일하지만 장축이 640 pixel이 되도록 해상도 축소 c) b)와 동일하지만 JPEG compression factor를 20으로 설정
2	Paintings	Stanford	400 (m), 4000 (nm)
3	Frames from video clips	Stanford	400 (m), 4000 (nm)
4	Landmarks / buildings	ZuBud Stanford ETRI Peking TI SudParis Huawei	ZuBud: 575 (m), 5750 (nm) Stanford: 2000 (m), 20000 (nm) ETRI: 500 (m), 5000 (nm) Peking: 960 (m), 9918 (nm) TI: 715 (m), 7199 (nm) SudParis: 396 (m), 3960 (nm) Huawei: 200 (m), 2000 (nm)
5	Common objects	UKY	7650 (m), 76500 (nm)

표 2. TP, TN, FP, FN의 의미
Table 2. Meaning of TP, TN, FP, FN.

		추정치	
		True	False
사실	True	True Positive	False Negative
사실	False	False Positive	True Negative

표 3. 기존 방법의 성능 비교

Table 3. Performance comparison with Test Model.

Experiment number	Descriptor lengths	Test Model		Proposed method	
		True positive rate	Localization accuracy	True positive rate	Localization accuracy
1a	512	0.819667	0.788402	0.838333	0.798087
	1K	0.904333	0.835168	0.905333	0.846651
	2k	0.945	0.855818	0.950333	0.859398
	1K,4K	0.883333	0.850377	0.905333	0.849895
	2K,4k	0.947	0.860227	0.957	0.865298
	4k	0.961667	0.868112	0.964667	0.873279
	8k	0.975	0.874643	0.976	0.876391
1b	512	0.822	0.771018	0.845	0.771749
	1K	0.905	0.808946	0.908333	0.814759
	2k	0.945667	0.824547	0.951667	0.825473
	1K,4K	0.885667	0.822216	0.909	0.820897
	2K,4k	0.947	0.832008	0.958667	0.828212
	4k	0.961667	0.835415	0.962333	0.837492
	8k	0.974333	0.84084	0.977667	0.842031
1c	512	0.807333	0.943868	0.819	0.769748
	1K	0.889	0.804986	0.887333	0.814111
	2k	0.935333	0.818524	0.94	0.820489
	1K,4K	0.859667	0.817615	0.885667	0.818915
	2K,4k	0.938	0.825968	0.947333	0.827399
	4k	0.954667	0.833648	0.955333	0.831473
	8k	0.971667	0.835296	0.971667	0.835997
2	512	0.925824		0.925824	
	1K	0.956044		0.953297	
	2k	0.961538		0.967033	
	1K,4K	0.942308		0.956044	
	2K,4k	0.96978		0.96978	
	4k	0.964286		0.964286	
	8k	0.967033		0.961538	
3	512	0.9675		0.97	
	1K	0.975		0.975	
	2k	0.9875		0.9875	
	1K,4K	0.97		0.9725	
	2K,4k	0.9875		0.9875	
	4k	0.9875		0.9875	
	8k	0.9875		0.9875	
4	512	0.633958		0.635456	
	1K	0.719351		0.716604	
	2k	0.772534		0.773533	
	1K,4K	0.698377		0.717603	
	2K,4k	0.788265		0.791511	
	4k	0.81598		0.812734	
	8k	0.849688		0.84794	
5	512	0.706667		0.71322	
	1K	0.796471		0.79321	
	2k	0.853725		0.84902	
	1K,4K	0.748235		0.763529	
	2K,4k	0.849412		0.858039	
	4k	0.896471		0.891373	
	8k	0.923529		0.916863	
16k	0.94		0.940784		

을 가득 채우고 있는 특정 물체와 그 물체가 포함이 된 영상 내에서 물체의 위치를 찾은 후 사전에 주석 처리 된 사각형과 찾아진 사각형의 비율을 통해 이루어진다.

표 3에서 기존의 Test Model 에서의 pair-wise 정합 성능과 제안된 알고리즘의 pair-wise 정합 성능을 비교 하였다. 제안된 방법을 사용했을 경우 전체적인 성능이 기존의 방법보다 높아짐을 확인 할 수 있고 특히 낮은 비트 전송률 실험에서 성능 향상이 더 큰 것을 볼 수 있다. 높은 비트 전송률 실험에서는 이미 충분한 개수의 특징점을 사용하기 때문에 성능의 변화 폭이 미미하지만 낮은 비트 전송률 실험의 경우 제한된 비트 전송률 때문에 사용할 수 있는 특징점의 개수가 적을 수밖에 없으므로 최대한 제거되지 않을 많은 정보를 담고 있는 특징점을 선택하기 때문에 높은 성능향상을 보일 수 있었고 또한 같은 이유로 인하여 위치 정확도에서도 더 좋은 성능을 나타냄을 확인하였다. 또한 서술자 추출 시간은 기존의 Test Model 의 경우 각 비트 전송률 별로 0.2 ~ 0.4 초의 시간이 걸리는데 제안된 방법을 통해 Test Model 대비 평균적으로 0.05 초 이내의 추가 시간이 필요해 전체적인 복잡도에 큰 영향을 미치지 않았고 CDVS에서 제한하는 서술자 추출시간인 2초를 충분히 만족하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 CDVS의 특징점 선택 방법에 있어 정합 단에서 최 인접 거리 비율 정합 방법에 의해 사용되지 않을 특징점들을 추출 단에서 미리 제거하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 통하여 pair-wise 정합의 전체적인 성능향상이 있었고 또한 개선된 특징점 선택으로 인하여 위치 정확도 성능도 향상되는 효과를 얻을 수 있었다. 특히 특징점의 개수가 제한되는 낮은 비트 전송률의 경우에는 최대 2.3%의 성능 향상을 보였다.

참 고 문 헌

[1] B. Girod, V. Chandrasekhar, R. Grzeszczuk and Y. A. Reznik, "Mobile Visual Search: Architectures, Technologies, and the Emerging MPEG Standard," *Multimedia, IEEE*, vol. 18, pp. 86-94, 2011.
[2] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, "Call for Proposals

for Compact Descriptors for Visual Search," N12201, Jul., 2011.
[3] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, "Description of Core Experiments on Compact Descriptors for Visual Search," N12930, Jul., 2012.
[4] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, "Test Model 1: Compact Descriptors for Visual Search," N12550, Feb 2012.
[5] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, pp. 91-110, 2004.
[6] S. Tsai, D. Chen, G. Takacs, V. Chandrasekhar, J. P. Singh, and B. Girod, "Location coding for mobile image retrieval," *International Mobile Multimedia Communications Conference*, Sep., 2009.
[7] S. Lepsoy, G. Francini, G. Cordara and P. P. B. de Gusmao, "Statistical modelling of outliers for fast visual search," in *Multimedia and Expo (ICME), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 1-6, 2011.
[8] S. Tsai, D. Chen, G. Takacs, V. Chandrasekhar, R. Vedantham, R. Grzeszczuk and B. Girod, "Fast geometric re-ranking for image-based retrieval," in *Image Processing (ICIP), 17th IEEE International Conference*, pp. 1029-1032, 2010
[9] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, "Evaluation Framework for Compact Descriptors for Visual Search," N12202, Jul., 2011.
[10] Test Model 1.5, available for download at <https://pacific.tilab.com/gf/project/cdvs/frs/>
[11] A. Vedaldi and B. Fulkerson, "VLFeat: An Open and Portable Library of Computer Vision Algorithms," 2008, <http://www.vlfeat.org>

저 자 소 개



이 준 우(학생회원)
 2006년 인하대학교 전자공학과
 학사 졸업
 2008년 인하대학교 전자공학과
 석사 졸업
 2008년~현재 인하대학교
 박사 과정

<주관심분야: 영상처리, 영상 검색, 비디오 압축,
 컴퓨터 비전>



나 상 일(정회원)
 2002년 인하대학교 전자공학과
 학사 졸업
 2004년 인하대학교 전자공학과
 석사 졸업
 2010년 인하대학교 박사 졸업
 2010년~현재 한국전자통신
 연구원 연구원

<주관심분야: 패턴인식, 영상 검색, 컴퓨터 비전>



정 재 협(학생회원)
 2009년 인하대학교 전자공학과
 학사 졸업
 2011년 인하대학교 전자공학과
 석사 졸업
 2011년~현재 인하대학교
 박사 과정

<주관심분야: 영상처리, 패턴인식, 내용 기반 검
 색, 컴퓨터 비전>



정 동 석(평생회원)
 1977년 서울대학교 전기공학과
 학사 졸업
 1985년 Virginia Tech
 전자공학과 공학 석사
 1988년 Virginia Tech
 전자공학과 공학 박사

1988년~현재 인하대학교 전자공학부 교수
 1990년~1994년 전자공학회 논문지 편집위원
 1990년~1994년 통신학회 논문지 편집위원
 2000년~2004년 정보전자공동연구소 소장
 2010년~2012년 인하대학교 IT공대학장
 2012년~현재 인하공업전문대학교 총장
 <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식,
 영상 검색>



강 종 욱(학생회원)
 2010년 인하대학교 전자공학과
 학사 졸업
 2012년 인하대학교 전자공학과
 석사 졸업
 2012년~현재 인하대학교
 박사 과정

<주관심분야: 패턴인식, 영상처리, SLAM>