정규논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제18권 제1호, 2013년 1월 (JBE Vol. 18, No. 1, January 2013)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2013.18.1.77>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

조명 변화에 강인한 엄격한 순차 기반의 특징점 기술자

김 봉 조^{a)}, 손 광 훈^{a)†}

Illumination Robust Feature Descriptor Based on Exact Order

Bongjoe Kim^{a)} and Kwanghoon Sohn^{a)†}

요 약

컴퓨터 비전에서 두 영상 사이에 대응점을 찾는 영상 정합 성능은 조명 변화에 큰 영향을 받는다. 본 논문에서는 조명 변화 문제와 기존 순차 기반 기술자의 단점을 해결하기 위하여, 엄격한 순차 기반의 특징점 기술자를 제안한다. 제안하는 기술자는 관심영역내 모든 픽셀의 순차 정보를 이용하여 기술자를 추출한다. 동일한 픽셀 값의 순차 모호성을 해결하기 위하여, 제안하는 방법은 불연속 스칼라 픽셀 값을 k차수의 연속적인 벡터 값으로 변환한다. k차수의 벡터 값으로부터 계산된 엄격한 순차를 이용하여 특징점 기술자를 추출하였으며, 이를 이용하여 영상 정합을 수행하였다. 실험결과 제안한 방법은 영상의 밝기 왜곡 및 가우시안 노이즈에 기존의 방법보다 강건한 영상 정합 성능을 나타낸다. 제안한 방법은 조명 변화에 강인한 특징점을 표현하는 기술로써 영상 정합과 더불어 얼굴인식, 텍스처 검출 및 영상 분석에 활용될 수 있다.

Abstract

In this paper, we present a novel method for local image descriptor called exact order based descriptor (EOD) which is robust to illumination changes and Gaussian noise. Exact orders of image patch is induced by changing discrete intensity value into k-dimensional continuous vector to resolve the ambiguity of ordering for same intensity pixel value. EOD is generated from overall distribution of exact orders in the patch. The proposed local descriptor is compared with several state-of-the-art descriptors over a number of images. Experimental results show that the proposed method outperforms many state-of-the-art descriptors in the presence of illumination changes, blur and viewpoint change. Also, the proposed method can be used for many computer vision applications such as face recognition, texture recognition and image analysis.

Keyword : feature descriptor, exact order

a) 연세대학교 전기전자공학부(School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

† Corresponding Author : 손광훈 (Kwanghoon Sohn)
E-mail: khsohn@yonsei.ac.kr
Tel: +82-2-2-2123-2879

· Manuscript received October 29, 2012 Revised December 14, 2012
Accepted December 14, 2012

1. 서론

특징점 기반의 영상 정합 방법은 컴퓨터 비전 분야에서 물체 인식 및 파노라마 영상제작, 로봇 위치인식과 같이 많은 응용분야에서 활용되고 있는 기본 기술이다^[1-3]. 특히 특징점은 서로 다른 시점의 영상 간에 대응점을 찾는 영상

정합(image matching)에서 광범위하게 쓰인다.

특징점 기반의 영상 정합 방법은 지역 영상의 특성을 이용하기 때문에 영상의 기하학적 왜곡(회전, 확대, 축소 등)에 대하여 강인한 특성을 보인다. 이러한 이유로 지역 영상의 밝기, 칼라, 텍스처 및 에지를 이용한 다수의 특징점 기반의 영상 정합 방법이 제안되었다. 일반적으로 특징점 기반의 영상 정합을 수행하기 위하여 특징점 검출과 특징점 기술자 추출 과정을 수행한다. 특징점은 영상 내에서 왜곡에 강인한 영역(점)이며, 특징점을 검출하는 방법으로 Harris-Affine, Hessian-Affine^[4], maximally stable extremal regions (MSER)^[5] 등이 광범위하게 쓰인다. 특징점을 검출한 후, 특징점 주변의 관심영역 픽셀 정보를 활용하여 특징점 기술자를 추출한다. 본 논문에서는 특징점 기술자에 대한 연구가 주목적이며, 특징점 검출에 관한 자세한 내용은 참고문헌^[4]를 권하는 바이다.

특징점 검출 방법과 더불어, 특징점 기술자에 대한 많은 연구가 진행되었으며, 그 중 히스토그램을 이용한 분포 기반의 특징점 기술자(distribution-based feature descriptor)가 shape context^[6], steerable filters^[7], and spin image^[8]와 같은 기술자에 비해 좋은 성능을 나타내고 있다. 가장 대표적인 분포 기반의 기술자는 기울기 벡터(gradient)의 분포를 이용한 scale invariant feature transform (SIFT)이다^[9]. SIFT 기술자는 특징점이 검출되면, 특징점 부근의 관심영역을 4×4 보조 영역(cell)으로 나눈다. 각 보조 영역의 기울기 벡터 값을 여덟 방향으로 양자화 하여 총 $128(4 \times 4 \times 8)$ 차원의 히스토그램 기술자를 생성한다. SIFT는 크기, 방향, 회전변화에 강인한 기술자를 추출하지만 기술자를 추출하는데 많은 시간이 소요되는 단점이 있다. SIFT의 좋은 성능에 고무되어, gradient location and orientation histogram (GLOH), speeded up robust feature (SURF)와 같은 다양한 유사 SIFT 방법들이 제안되었다. SIFT 기술자의 강건함과 변별력을 향상시키기 위하여 Mikolajczyk^[10]는 GLOH 방법을 제안하였다. GLOH 기술자는 SIFT 기술자를 4×4 보조 영역이 아닌, log-polar location grid에서 계산하였으며, 총 272차원의 기술자를 생성한다. 최종적으로 principal component analysis (PCA) 방법을 이용하여 기술자의 차원을 128차원으로 감소시켰다. 또한, Bay^[11]는 기술자 추출

속도의 향상을 위하여 SURF 방법을 제안하였다. SURF 방법은 적분 영상(integral image)을 이용하여 SIFT에 비해 빠르게 수행할 수 있다는 장점이 있다. 특징점 기술자를 추출하기 위하여 관심영역을 4×4 보조 영역으로 나눈 후 각 보조 영역에서 Haar 웨이블릿 응답을 계산한다. 그리고 하나의 관심영역에 대하여 웨이블릿 응답의 합을 이용하여 64차원의 기술자 벡터를 추출한다.

위에서 언급한 특징점 기술자는 영상의 기하학적 왜곡에 강건한 특성을 보이나, 조명 변화에 의한 영상 밝기 왜곡에 취약한 단점이 있다. 조명 변화의 문제를 해결하기 위하여, 픽셀 밝기 값의 순차는 조명 변화에 무관한 사실을 기반으로 픽셀 밝기 값 대신에 밝기 값의 순차를 이용한 다양한 특징점 기술자들이 제안되었다. Ojala^[12]는 조명 변화에 강인한 local binary pattern (LBP) 코드를 제안하였다. LBP 코드는 중심 픽셀과 주변 픽셀간의 밝기 값의 크기를 비교함으로써 만들어진다. LBP 코드를 이용한 특징점 기술자는 관심영역내의 각 픽셀의 LBP 코드 히스토그램을 이용하여 제작된다. LBP 코드는 조명 변화에 강건하고 제작 방법이 간단하여 얼굴 인식 및 텍스처 분석에 광범위하게 사용되고 있다. 그러나 256차원의 LBP 코드를 이용하여 SIFT와 유사하게 기술자를 생성할 경우 $4096(256 \times 4 \times 4)$ 차원의 기술자의 비교로 인해 정합성능이 저하되며 또한 평활한 영역에서 가우시안 노이즈에 취약한 단점이 있다. 이와 같은 높은 차원 문제를 해결하기 위하여, Ojala^[13]는 uniform LBP를 제안하였다. uniform LBP는 대부분의 특징점 정보는 일부 LBP 코드에 집중되어 있다는 실험 결과를 토대로 제작되었다. 중심 픽셀의 p-주변 픽셀(p-neighboring pixels)을 고려할 경우 uniform LBP는 $p(p-1)+3$ 차원의 코드를 생성한다. Heikkila^[14]는 LBP 코드의 차원을 줄이기 위하여 center-symmetric local binary pattern (CS-LBP)를 제안하였다. CS-LBP 방법은 중심 픽셀과 중심 픽셀을 기준으로 대칭되는 픽셀만을 비교하여 CS-LBP 코드를 생성하였다. 각 픽셀의 p-주변 픽셀을 고려할 경우 CS-LBP 코드는 $2^{p/2}$ 차원의 코드를 생성한다. Gupta^[15]는 CS-LBP와 유사한 center-symmetric local ternary pattern (CS-LTP) 코드를 제안하였다. CS-LTP 방법은 대각선 관계의 픽셀만을 비교하여 코드를 생성하였으며, 각 픽셀의 8-

주변을 고려할 경우, CS-LTP 코드는 8차원의 코드를 생성한다. CS-LBP와 CS-LTP 코드는 LBP 코드의 높은 차원의 문제점을 일정 부분 해결하였지만 평활한 영역에서 가우시안 노이즈에 취약한 단점이 있다. 즉 중심 픽셀이 노이즈에 의해 변할 경우 상이한 코드가 생성된다. 또한, 메모리 사용과 매칭 속도의 개선을 위하여 두 개의 픽셀의 밝기 값 차이로 이진 표현자를 생성하는 Brief (Binary robust independent elementary features)^[16] 기술자가 제안되었다.

본 논문에서는 조명 변화의 문제를 해결하며, 동시에 기존 픽셀 순차 기반의 기술자(LBP, CS-LBP, CS-LTP)의 단점을 극복하기 위하여, 엄격한 순차 기반의 특징점 기술자를 제안한다. 동일한 픽셀 값의 순차 모호성을 해결하기 위하여 제안하는 방법은 불연속 스칼라 픽셀 값을 k차수의 연속적인 벡터 값으로 변환한다. k차수의 연속적인 벡터 값으로부터 유도된 엄격한 순차를 이용하여 특징점 기술자를 추출하였으며 이를 이용한 영상 정합을 수행하였다. 실험 결과 제안한 방법은 영상의 기하학적 왜곡 및 밝기 왜곡에 기존의 방법들 보다 강건한 영상 정합 성능을 나타낸다. 특히 조명 변화와 가우시안 노이즈에 강건한 특성을 나타낸다. 제 II장에서는 기존의 픽셀 순차 기반의 기술자 추출 방법들을 설명하고 III장에서는 제안하는 방법의 세부 내용에 대해서 설명 한다. 이어서 IV장에서는 실험 환경을 제시하고 실험을 통해 제안하는 방법의 성능을 입증한다. 마지막으로, V장에서 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

II. 순차 기반의 기술자

이번 장에서는, 순차 기반의 특징점 기술자에 대하여 간략히 서술한다. LBP는 조명 변화에 강건하며, 중심 픽셀과 주변 픽셀과의 밝기 크기의 비교를 통하여 추출된다. 각각의 주변 픽셀에 대하여, 중심 픽셀보다 크거나 같은 값일 경우 1의 코드 값을 가지며, 작을 경우 0의 코드 값을 가진다. LBP는 다음과 같이 정의된다.

$$LBP_{R,N}(x,y) = \sum_{i=0}^{N-1} s(n_i - n_c)2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

여기서 n_c 는 중심 픽셀의 밝기 값이며, n_i 는 반지름이

R인 원주상의 N개 주변 픽셀의 밝기 값이다. 그림 1에서 보듯이 8-주변 픽셀을 고려할 경우 LBP는 256차원의 코드를 생성한다. 최종적으로 LBP 코드 기반의 특징점 기술자는 SIFT 기술자 추출 방법과 동일하게 관심영역내의 LBP 히스토그램으로 정의된다.

CS-LBP는 LBP 코드의 높은 차원을 줄이기 위한 LBP 코드의 변형된 버전이다. CS-LBP는 LBP와 달리 중심 픽셀을 기준으로 대칭적으로 위치한 픽셀간의 크기 비교를 통하여 CS-LBP 코드를 추출하며, 아래와 같이 정의된다.

$$CS-LBP_{R,N,T}(x,y) = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} s_r(n_i - n_{i+(N/2)})2^i, \quad (2)$$

$$s_r(x) = \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

여기서 $n_i, n_{i+(N/2)}$ 는 반지름이 R인 원주상의 대칭되는 주변 픽셀의 밝기 값이며, T는 평활한 영역에서 강건함을 위한 작은 양수 값이다. 그림 1에서 알 수 있듯이 네 번의 비교만을 하므로, CS-LBP는 16(4bit)차원의 코드를 추출하며, LBP 보다 효율적이다. 최종적으로 SIFT와 같은 방식으로 CS-LBP 기술자를 추출한다.

그림 1. LBP, CS-LBP, CS-LTP 코드 생성방법
Fig. 1. Generation of LBP, CS-LBP, and CS-LTP codes

Gupta^[15]는 더욱 효율적인 차원 감소를 위하여 CS-LTP를 제안하였다. 특징점의 차원을 줄이기 위하여, 단지 대각선 위치의 주변 픽셀 값만을 비교하여 CS-LTP 코드를 추출하며, 아래와 같이 정의된다.

$$CS-LTP_{D,T}(x,y) = f(n_8 - n_{11}) + f(n_9 - n_{10}) \times 3, \quad (3)$$

$$f(x) = \begin{cases} 2, & x > T \\ 0, & x < -T \\ 1, & else \end{cases}$$

그림 2. 가우시안 노이즈에 따른 성능 변화
Fig. 2. Sensitivity to Gaussian noise

그림 1에서 보듯이 $D=2$ 인 경우, CS-LTP는 8차원의 코드를 생성한다. 최종적으로 SIFT와 같은 방식으로 CS-LTP 기술자를 추출한다. 순차 기반의 특징점 기술자는 조명 변화 및 기하학적 왜곡에 강건한 특성을 보이나, 상대적으로 높은 차원과 평활한 영역에서 가우시안 노이즈에 취약한 단점들을 나타낸다.

가우시안 노이즈에 따른 성능 변화(Sensitivity to Gaussian noise): 가우시안 노이즈에 따른 성능 저하를 알아보기 위하여 Leuven 영상(그림 6 (a))에 인위적으로 가우시안 노이즈(zero mean, $[0.01 \sim 0.05]$ sigma)를 발생시킨 다섯 장의 영상을 제작하였다(그림 2. (a), (b)). 각 기술자의 가우시안 노이즈에 대한 강건함을 분석하기 위하여, 원본 영상과 가우시안 노이즈가 발생된 영상들 간의 기술자를 추출한 후 원본 영상의 기술자와 노이즈 영상의 기술자의 히스토그램 유사성을 비교하였다. 히스토그램 유사성은 histogram intersection [17] 방법을 이용하여 측정하였다. 만약 기술자가 가우시안 노이즈에 강건하다면 histogram intersection은 1에 가까운 값을 나타내며, 반대의 경우 0에 가까운 값을 나타낸다. 그림 2는 기존 기술자의 histogram intersection 결과이다. 그림 2(c)에서 알 수 있듯이, 중심 픽셀과 그 주위 픽셀간의 비교를 이용한 기존의 기술자들은 노이즈 증가에 따라 histogram intersection값이 감소하는 것을 알 수 있다.

LBP 코드의 과잉성(Redundancy of LBP code): 그림 3은 50장의 자연 영상에 대한 LBP 코드 분포도를 나타낸다. 그림 3에서 알 수 있듯이 대부분의 LBP 코드는 일부 LBP

그림 3. LBP 코드의 과잉성
Fig. 3. Redundancy of LBP code

코드에 집중되어 있음을 알 수 있다. 즉 대부분의 LBP 코드는 매우 작은 빈도수를 가지며, 이들 LBP 코드는 특징점 정합에 큰 기여를 하지 못한다. 이는 CS-LBP와 CS-LTP가 LBP 보다 작은 차원의 코드 이면서도 더 좋은 정합 성능을 보여주는 이유이다.

III. 엄격한 순차 기반의 특징점 기술자

제한하는 기술자는 조명 변화에 강건하기 위하여 픽셀 밝기 값 대신에 밝기 값의 순차를 이용한다. 또한 가우시안 노이즈에 강건하기 위하여 중심 픽셀과 주변 픽셀간의 순차 정보가 아닌 관심영역 내의 모든 픽셀의 순차 정보를 이용한다.

관심영역 내의 모든 픽셀 값이 서로 다른 경우, 밝기 값의 순차는 엄격하게 정의할 수 있다. 그러나 영상의 픽셀 값은

0~255의 한정된 범위 내에 불연속 스칼라 값이므로 동일한 값을 가지는 픽셀이 다수 존재하며 이들 간의 순차를 정의할 수 없다. 즉 동일한 순차의 픽셀 값이 다수 존재한다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 엄격한 순차를 만드는 방법을 이용하였다. 엄격한 순차를 만드는 방법은 불연속 스칼라 값을 k차원의 연속적인 벡터 값으로 변환함으로써 엄격한 순차를 정의할 수 있다. Coltuc^[18]은 보조적인 정보(auxiliary information)를 이용하여 동일한 밝기 값을 가지는 픽셀간의 엄격한 순차를 정의하였다. 예를 들어 동일한 밝기 값을 가지는 두개의 픽셀 p와 q를 고려할 때, 인간의 시각은 p주변의 픽셀 값들이 q주변의 픽셀 값보다 더 큰 값을 가질 때 p를 q보다 더 밝다고 인지한다. 이러한 주변 픽셀간의 관계(보조적인 정보)를 추출하기 위하여, Coltuc은 필터 크기가 다른 평균 필터들을 이용하였다. 최소 크기의 평균 필터인 $\Phi_1(1 \times 1)$ 을 시작으로 대칭성과 최소한의 필터 크기의 증가를 유지하면서 평균 필터 세트를 정의하였다. 예를 들어 최초 세 개의 평균 필터는 다음과 같이 정의된다.

$$\Phi_1 = [1], \Phi_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \Phi_3 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

동일한 방법으로 이러한 필터 Φ_4, Φ_5 를 계속 정의할 수 있다. 영상의 최대 밝기 값을 L이라 할 때 영상은 다음과 같이 정의된다.

$$f(x, y) : [0, M] \times [0, M] \rightarrow [0, L-1] \quad (5)$$

앞에서 정의한 평균 필터 세트를 이용하여, 불연속의 스칼라 픽셀 값은 다음과 같이 k차원의 연속적인 벡터 값으로 변환될 수 있다.

$$f(x, y) \Rightarrow \Phi^k(f(x, y)) = [\Phi_1(f(x, y)), \Phi_2(f(x, y)), \dots, \Phi_k(f(x, y))] \quad (6)$$

이때 k차원의 연속적인 벡터 값의 순차는 lexicographical ordering로써 정의된다. 결론적으로, 픽셀간의 순차는 다음과 같이 k차원의 벡터 값의 크고 작음으로 정의된다.

$$f(x_1, y_1) < f(x_2, y_2) \text{ if } \Phi^k(f(x_1, y_1)) < \Phi^k(f(x_2, y_2)) \quad (7)$$

한편 관심영역 내에서 유도된 엄격한 순차 기반의 특성을 직접적으로 기술자 추출에 이용하기에는 다소 문제점이 있다. 관심영역(41×41)내의 엄격한 순차는 1~1681의 순

그림 4. 엄격한 순차
Fig. 4. Exact order

차를 가지며 이를 직접 이용하기에는 순차의 크기가 큰 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하며 동시에 가우시안 노이즈에 강건하기 위하여, 그림 4와 같이 관심영역내의 픽셀을 순차에 따라 차례대로 정렬 후 동일한 간격의 n 개 급간으로 분류화 한다. 본 논문에서는 불연속적인 스칼라 픽셀 값을 3차원의 연속적인 벡터로 변환한 후 이를 여덟 개의 급간으로 분류화 하였다.

최종적으로 SIFT와 같은 방식으로 엄격한 순차 기반의 기술자를 추출한다. 그림 5는 전체적인 엄격한 순차 기반의 기술자 생성과정을 나타낸다. Harris-Affine 또는 Hessian-Affine과 같은 특징점 검출기를 이용하여 특징점 검출과 특징점 중심의 관심영역을 추출한다. 본 논문에서는 Hessian-Affine을 이용하여 특징점 검출을 수행하였다^[10]. Hessian-Affine 특징점 검출기는 특징점 스케일에 따라 관심영역의 크기 및 모양이 변하므로, 크기 및 시점 변화에 무관한 41×41 크기의 원형 영역으로 정규화 한다. 또한 회전 변화에 강건함을 획득하기 위하여 정규화된 원형 관심영역을 주 방향성 벡터 기준으로 회전변환을 수행한다. 마지막으로, 관심영역의 불연속적인 스칼라 픽셀 값을 3차원의 연속적인 벡터로 변환한 후 이를 여덟 개의 급간으로 분류화 한다. 또한 픽셀의 순차 정보와 픽셀간의 공간적 관계 정보를 이용하기 위하여, 관심영역은 SIFT와 같은 방식으로 4×4 보조 영역으로 나누어 분석된다. 각각의 보조 영역에서 8-bin의 엄격한 순차 기반의 히스토그램을 생성한다. 여기서 m^{th} bin에서는 m^{th} 순차에 해당하는 픽셀 빈도수를 나타낸다. 최종적으로 엄격한 순차 기반의 기술자는 각각의 보조 영역에서 계산된 8-bin 히스토그램을 연결함으로써 $128(4 \times 4 \times 8)$ 차원의 기술자를 추출한다.

IV. 실험 결과

제안한 특징점 기술자의 유용성을 검증하기 위하여, 제안한 기술자와 SIFT, CS-LBP, CS-LTP Brief 기술자와의 성능 비교를 수행하였다. 평가 과정은 Mikolajczyk [10]가 제안한 특징점 평가 과정을 수행하였으며, 실험에 사용된 영상 데이터는 특징점 기술자 평가에 널리 사용되는 기준 영상 데이터를 사용하였다. 데이터 영상은 총 여섯 개의 세트(시점 변화, 스케일 변화, 회전 변화, 블러링 변화, 조명 변화와 JPEG 열화)로 구성되어 있다. 각각의 영상 세트는 총 6장으로 구성되어 있으며, 첫 번째 영상을 기준영상으로 기하 및 밝기 왜곡의 변화를 증가시킴으로써 나머지 5장의 영상이 제작되었다. 그림 6은 각 영상 세트의 첫 번째 영상과 여섯 번째 영상을 나타낸다. 각 영상 세트는 homography 행렬을 제공하며 이를 이용하여 ground-truth 정합 정보를 추출한다. 또한 가우시안 노이즈에 대한 성능 검증으로 위하여, 2장에서 제작한 Leuven+noise 영상을 실험에 추가하였다. 각각의 영상 세트에서 첫 번째 영상과 나머지 다섯 장의 영상간의 정합을 통하여 기술자 성능을 검증하였으며, 기술자의 성능 평가 기준으로 두 영상간의 정확하게 정합된 관심영역과 잘못 정합된 관심영역 개수를 이용하였다. 이때, 두 관심영역의 거리가 임계값 보다 작은 경우 두 관심영역은 정합된다고 결정하며, 이 정합이 정확한지 또는 잘못되었는지는 두 영역의 overlap error로써 판단한다. Overlap error가 0.5 미만일 경우 두 관심영역은 정확히 정합되었다고 판단하며, overlap error가 0.5 이상일 경우 잘못 정합되었다고 판단한다. 최종적으로 성능 평가는 recall versus a 1-Precision curve로써 검증하며 아래와 같이

그림 5. 엄격한 순차 기술자 생성 과정

Fig. 5. Exact order descriptor generation

그림 6. 실험 영상 세트
Fig. 6 Experimental image sets

정의 된다.

$$\begin{aligned} recall &= \frac{Num. correct matches}{Num. correspondences}, \\ 1 - Precision &= \frac{Num. false matches}{Num. all matches} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 Num. correspondences는 두 영상간의 정합된 개수를 나타내며, 관심영역 거리의 임계값을 변화하며 recall versus the 1-Precision curve를 계산한다.

기존의 비교 기술자들과 제안하는 방법의 성능 비교는 그림 7-13와 같다. 실험결과에서 알 수 있듯이 엄격한 순차 기반의 기술자가 모든 경우의 실험 영상 세트에 대하여 가장 좋은 성능을 나타낸다. 더욱이 다른 기술자와 비교하여, 영상의 왜곡이 증가될수록 성능 저하률이 가장 적음을 볼 수 있다. 특히 그림 7과 13에서 알 수 있듯이, 엄격한 순차 기반의 기술자는 조명 변화와 가우시안 노이즈의 경우 다른 기술자에 비교하여 월등히 좋은 성능을 나타내고 있다. 이러한 성능 향상은 중심 픽셀과 그에 해당하는 주변 픽셀간의 순차

정보가 아닌 관심영역 내의 모든 픽셀간의 엄격한 순차 정보를 이용함에 기인한다. 더불어 SIFT와 유사한 방식으로 관심영역내의 공간정보를 활용함으로써 영상 정합 분별력을 증가시켰다. 또한 각 기술자의 매칭 속도는 영상에서 검출되는 특징점의 개수와 밀접한 관계가 있으므로, 속도 측정을 위하여 Mikolajczyk^[10]가 제공하는 모든 영상에 대하여 실험한 후 모든 영상의 평균 속도를 총 특징점 개수로 나눈 (매칭 속도/특징점)로써 평가를 수행하였다. 실험 환경은 Intel(R) Core(TM) 2 Quad CPU Q6600 at 2.40 GHz, Visual Studio 2008, Opencv 2.3 이다. 기존의 비교 기술자들과 제안하는 방법의 수행 속도 비교는 표 1과 같다.

표 1. 비교 기술자와 제안한 방법의 매칭 속도 비교
Table 1. Comparison of computational time for feature descriptors

	SIFT (128 dim.)	CS-LBP (256 dim.)	CS-LTP (128 dim.)	Brief (512 bit)	Exact order (128 dim.)
매칭속도/특 징점 (ms)	3.9142 ms	2.1472 ms	1.0598 ms	0.1315 ms	3.8479 ms

(a) 1번, 3번 영상간의 실험결과

(b) 1번, 5번 영상간의 실험결과

그림 7. "Leuven" 영상 세트에 대한 비교 기술자와 제한한 방법의 비교

Fig. 7. Comparison of CS-LBP, CS-LTP, SIFT, Brief and EOD for "Leuven" images (illumination change)

(a) 1번, 3번 영상간의 실험결과

(b) 1번, 5번 영상간의 실험결과

그림 8. "Bikes" 영상 세트에 대한 비교 기술자와 제한한 방법의 비교

Fig. 8. Comparison of CS-LBP, CS-LTP, SIFT, Brief and EOD for "Bike" images (Blur change)

(a) 1번, 3번 영상간의 실험결과

(b) 1번, 5번 영상간의 실험결과

그림 9. "Boat" 영상 세트에 대한 비교 기술자와 제한한 방법의 비교

Fig. 9. Comparison of CS-LBP, CS-LTP, SIFT, Brief and EOD for "Boat" images (Rotation change)

그림 10. "Graffiti" 영상 세트에 대한 비교 기술자와 제안한 방법의 비교
Fig. 10. Comparison of CS-LBP, CS-LTP, SIFT, Brief and EOD for "Graffiti" images (Affine change)

그림 11. "Wall" 영상 세트에 대한 비교 기술자와 제안한 방법의 비교
Fig. 11. Comparison of CS-LBP, CS-LTP, SIFT, Brief and EOD for "Wall" images (Affine change)

그림 12. "UBC" 영상 세트에 대한 비교 기술자와 제안한 방법의 비교
Fig. 12. Comparison of CS-LBP, CS-LTP, SIFT, Brief and EOD for "UBC" images (JPEG change)

(a) 1번, 3번 영상간의 실험결과

(b) 1번, 5번 영상간의 실험결과

그림 13. "Leuven+noise" 영상 세트에 대한 비교 기술자와 제안한 방법의 비교

Fig. 13. Comparison of CS-LBP, CS-LTP, SIFT, Brief and EOD for "Leuven+noise" images (noise change)

표 1에서 알 수 있듯이 Brief 기술자의 생성 및 매칭이 가장 좋은 수행속도를 나타내며, Exact order 방법은 SIFT와 유사한 수행속도를 보여준다. 가장 큰 계산시간을 차지하는 부분은 order sorting 부분이며 빠른 sorting algorithm 으로 수행속도를 줄일 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 조명 변화에 강인한 영상 정합을 위하여 엄격한 순차 기반의 특징점 기술자를 제안하였다. 동일한 밝기 값을 가지는 픽셀간의 크고 작음을 명확히 하기 위하여, 불연속인 스칼라 픽셀 값을 연속적인 벡터 값으로 변환하여 엄격한 순차 관계를 유도하였다. 픽셀간의 엄격한 순차 정보와 공간상의 관계 정보를 이용하여 관심영역을 나타내는 특징점 기술자를 제안하였다. 제안한 기술자는 낮은 차원의 기술자를 생성하며, 동시에 조명 변화와 가우시안 노이즈에 강건한 특성을 나타낸다. 실험결과 제안한 특징점 기술자는 기존의 널리 사용되는 특징점 기술자와 비교하여 더 좋은 성능을 나타냄을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] K. Mikolajczyk, C. Schmid, "Indexing based on scale invariant interest

points," ICCV, Volume 1, pp.525 - 531, 2001.
 [2] T. Tuytelaars, L.V. Gool, "Matching widely separated views based on affine invariant regions," IJCV, 59(1), pp.61 - 85, 2004.
 [3] R. Fergus, P. Perona, and A. Zisserman, "Object class recognition by unsupervised scale-invariant learning," CVPR, pp.264 - 271, 2003.
 [4] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir, L.V. Gool, "A comparison of affine region detectors," IJCV, 65(1/2), pp.43 - 72, 2005.
 [5] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, "Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions," BMVC, pp.384 - 393, 2002.
 [6] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, "Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts," IEEE Transactions on PAMI, 24, pp.509 - 521, 2002.
 [7] W. Freeman and E. Adelson, "The design and use of steerable filters," IEEE Transactions on PAMI, 13(9), pp.891 - 906, 1991.
 [8] S. Lazebnik, C. Schmid, and J. Ponce, "Sparse texture representation using affine-invariant neighborhoods," CVPR, pp.319-324, 2003.
 [9] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," IJCV, 60(2), pp.91 - 110, 2004.
 [10] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," CVPR, pp.257 - 264, 2003.
 [11] H. Bay, T. Tuytelaars, L.V. Gool, "SURF: Speeded up robust features," ECCV, Volume 1, pp.404 - 417, 2006.
 [12] T. Ojala, M. Pietikainen, D. Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions," Pattern Recognition, Volume 29(1), pp.51 - 59, 1996.
 [13] T. Ojala, M. Pietikainen, M. Maenpaa, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," IEEE Transactions on PAMI, 24(7), pp.971 - 987, 2002.
 [14] M. Heikkila, M. Pietikainen, and C. Schmid, "Description of interest regions with local binary patterns," Pattern Recognition, 42, pp.425 - 436, 2009.

- [15] R. Gupta, H. Patil, and A. Mittal, "Robust order-based methods for feature description," CVPR, pp.334 - 341, 2010.
- [16] Calonder, M., Lepetit, V., Strecha, C., Fua, P. "BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features," ECCV, LNCS, Volume 6314, pp.778 - 792, 2010.
- [17] G. Finlayson, S. Hordley, G. Schaefer, and G. Y. Tian, "Illuminant and device invariant colour using histogram equalization," Pattern Recognition, 38(2), pp.179 - 190, 2005.
- [18] D. Coltuc, P. Bolon and J. M. Chassery, "Exact histogram specification," IEEE Transactions on IP. 15, pp.1143-1152, 2006.

저 자 소 개

김 봉 조

- 1998년 : 연세대학교 전기전자 학사
- 2005년 : 연세대학교 생체인식협동과정 석사
- 2007년 ~ 현재 : 연세대학교 전기전자공학과 박사과정
- 주관심분야 : 칼라 처리, 컴퓨터 비전

손 광 훈

- 1983년 : 연세대학교 전자공학과 공학사
- 1985년 : University of Minnesota, MSSE
- 1991년 : North Carolina State University, Ph.D
- 1993년 : 한국전자통신연구원 선임연구원
- 1994년 : Georgetown University, Post-doctor fellow
- 1995년 ~ 현재 : 연세대학교 전기전자공학부 교수
- 2002년 9월 ~ 2003년 8월 : Nanyang Technological University, Visiting Professor
- 주관심분야 : 3차원 영상처리, 영상 통신