드 브루인 수열을 이용한 효과적인 위치 인식 마커 구성

Effective Marker Placement Method By De Bruijn Sequence for Corresponding Points Matching

박경미, 김성환, 조환규

부산대학교 U-Port 정보기술산학공동 사업부

Gyeong-Mi Park(miya11@pusan.ac.kr), Sung-Hwan Kim(sunghwan@pusan.ac.kr),
Hwan-Gue Cho(hgcho@pusan.ac.kr)

요약

컴퓨터비전에서 안정적으로 대응점을 획득하는 것은 매우 중요한 일이다. 그러나 이들은 스케일, 조명, 시점 등이 변하는 환경에서 정확한 대응점을 찾는 과정은 쉽지 않다. SIFT 알고리즘은 객체의 모서리나 꼭지점으로부터 추출한 특징벡터를 사용하므로 스케일링, 회전, 조명변화를 가지는 영상에서도 뛰어난 매칭을 수행한다. 그러나 SIFT는 엣지에 의해 특징점을 추출하므로 엣지가 존재하지 않는 영역에서는 원하는 대응점을 찾을 수 없다. 본 연구는 SIFT에 의한 대응 특징점 추출과 매칭 성능을 향상시키기 위한 마커 모양 및 배치 방법을 제안한다. 제안 방법에서 사용한 마커의 모양은 부착 방향에 따라 SIFT 알고리즘에 의해 한 방향으로 우세한 벡터를 검출할 수 있는 반원형(SemiCircle)으로 구성한다. 그리고 대응점 매칭의 성능을 향상시키기 위하여 마커의 방향 배치는 드 브루인 수열(De Bruijn Sequence)을 이용한다. 실험을 통해 제안한 방법이 기존의 방법보다 더 정확한 특징점 검출과 매칭에 효과적임을 증명하였다.

■ 중심어 : | 특징점 추출 | 특징점 기술자 | 특징점 매칭 | 드 브루인 수열 |

Abstract

In computer vision, it is very important to obtain reliable corresponding feature points. However, we know it is not easy to find the corresponding feature points exactly considering by scaling, lighting, viewpoints, etc. Lots of SIFT methods applies the invariant to image scale and rotation and change in illumination, which is due to the feature vector extracted from corners or edges of object. However, SIFT could not find feature points, if edges do not exist in the area when we extract feature points along edges. In this paper, we present a new placement method of marker to improve the performance of SIFT feature detection and matching between different view of an object or scene. The shape of the markers used in the proposed method is formed in a semicircle to detect dominant direction vector by SIFT algorithm depending on direction placement of marker. We applied De Bruijn sequence for the markers direction placement to improve the matching performance. The experimental results show that the proposed method is more accurate and effective comparing to the current method.

■ keyword : | Feature Detection | Feature Description | Feature Matching | De Bruijn Sequence |

* 이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음

접수번호 : #120322-004

접수일자 : 2012년 03월 22일

심사완료일 : 2012년 05월 21일

교신저자 : 조환규, e-mail : hgcho@pusan.ac.kr

I. 서론

최근 컴퓨터비전 작업은 많은 이미지 데이터에서 유사한 이미지 데이터 검색이 필요하다. 이러한 이미지 유사성 검색을 위해 이미지에서 색상, 질감, 형태 특징들과 같은 시각적 서술자(visual descriptor)를 추출해야 한다. 이러한 특징 정보는 서로 다른 시점의 두 영상 내에 유사한 객체가 존재할 때, 두 영상 간에 유사한 영역을 찾는 영상 매칭(image matching) 기술[1]에 사용할 수 있다. 영상 매칭 기술은 여러 분야에 응용될 수 있는 기초적인 기술로 이미지 등록, 카메라 보정, 객체 인식, 3D 재구성 분야 등 다양한 분야에 활용된다.

영상 매칭 기술은 특징점(feature points) 검출 및 지역 기술자(local descriptor)를 추출하는 과정으로 수행된다. 특징점 검출은 영상 내에서 왜곡에 강인한 점을 찾는 작업이다. 지역 기술자 추출 단계는 검출된 특징점들의 이웃 화소 정보를 활용하여 지역 패치(local patch) 추출하고 지역 패치로부터 특징정보를 담고 있는 로컬 디스크립터를 추출한다.

특징점 기반 영상 매칭 기술의 성능은 근본적으로 영상 왜곡에 대하여 특징점과 지역 기술자의 강인성에 의존된다고 할 수 있다. 그러나 스케일 변화나 회전, 조명 변화, 그리고 시점이 변화된 영상에서 강건한 대응 특징점을 찾는 것은 어려운 일이다.

영상에서 강건한 대응 특징점을 찾기 위해서는 여러 가지 환경(조명, 기하변환 등)이 변화더라도 강건하게 찾아질 수 있는 특징의 위치를 찾는 것이다. 대응 특징점은 대응되는 영상에서도 물리적으로 동일한 곳에 위치하여야 하며, 다른 영상에서 해당 특징점이 찾아질 확률 또한 높아야 한다. 특징 기술자는 회전 변화에 불변하며, 다른 특징점과 구분되어야 한다. 마지막으로 찾아진 특징점 기술자를 비교하여 대응점을 찾을 때 속도를 향상시키기 위해 최소한의 데이터를 이용하여 기술자를 만들어야 한다. 위에서 설명한 조건을 만족시키며 특징점을 찾고, 기술자를 만드는 방법들이 여러 논문들에서 소개되었다[2-4]. 이들 중에서 가장 대표적인 방법으로 Lowe의 스케일 불변 특징 변환(Scale Invariant Feature Transform; 이하 SIFT) 알고리즘[5]과 Bay의

고속의 강인한 특징 추출(Speeded Up Robust Features; 이하 SURF) 알고리즘[6]이 있다. SIFT와 SURF 두 알고리즘 모두 엣지에 의존하여 특징점을 추출하므로 엣지가 존재하는 않는 영역에서 특징점을 추출할 수 없다. 그러므로 이것을 보완하여 특징점 검출의 효율성을 높여줄 기준 마커 설정이 필요하다.

기준마커는 증강현실 분야에서 안정적으로 대응점을 획득하기 위한 방법으로 사용한다. 특히 순차적 영상에서 포즈 추정이나 객체 인식과 같은 작업들에서 기준마커 설정은 특징점 추출을 간소화시킬 수 있다. 또한 이들 기준 마커는 다양한 능력과 낮은 설치비용으로 인해, 추적 시스템, 로봇 시작제어, 생산 물류 모니터링과 다양한 응용에서 활용된다. 많은 응용에서, 기준 마커는 특정 장면의 이미지에서 중요한 특징점을 쉽게 찾으도록 보완을 해주며, 다양한 마커 시스템에 대한 비교가 소개되었다[7][24]. 또한 SIFT 알고리즘에 적용한 마커는 F. Schweiger[2]가 역시 제안하였다.

본 연구에서는 필요한 특징점을 쉽게 추출할 수 없는 영역에서 SIFT의 특징점 추출과 매칭에 효율적으로 적용할 수 있는 기준 마커의 구성 및 배치 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서 마커의 모양은 SIFT에 의해 한 쪽 방향으로 우세한 방향 벡터를 쉽게 얻을 수 있는 그라디언트-반원(gradient semicircle) 형태로 구성한다. 그라디언트 반원 마커는 마커의 부착 방향에 따라 특징 벡터의 방향을 구별할 수 있다. 그러므로 두 이미지에서 대응점간의 매칭 성능 향상을 위하여 서로 인접한 기준 마커들 사이의 특징 벡터의 방향을 잘 구별할 수 있는 배치방법이 필요하다. 기준 마커의 방향 배치를 위하여 드 브루인 수열(De Bruijn Sequence)을 사용한다[8][9]. 드 브루인 수열은 랜덤하게 문자열 사이클 생성에 유용하다[10][11]. 즉, 마커의 부착 방향을 드 브루인 시퀀스에 의해 랜덤하게 생성된 이진 문자열에 따라 배치하여 대응점 매칭의 성능을 개선한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 설명하며, 3장에서는 SIFT 특징 벡터를 검출에 용이한 마커 모양과 마커의 배치 방법을 설명하고, 4장에서 특징점 검출 및 대응 매칭에 대하여 실험하고, 5장에서 결론을 기술한다.

II. 관련 연구

최근에 이미지 매칭에 SIFT 방법과 이를 변형한 방법들이 많이 연구되고 있고, 다양한 분야에 활용되고 있다[5][12-14][22][23]. SIFT 방법은 관심 영역을 사용하여 특징점의 수를 줄이는 대신 DoG (Different of Gaussian) 이미지에서 구한 후보 특징점들을 2단계의 필터링과정을 수행하여 불필요한 특징점을 제거한다[12]. SIFT에서 사용하는 필터링 방법은 DoG 이미지에서 구한 후보 특징점의 크기와 윤곽선 주변에 있는 특징점들을 제거한다. 이를 이용하면 이미지 전체에서 특징점을 구할 수 있으며 많은 특징점을 추출할 수 있다. 하지만 많은 불필요한 특징점들을 사용하여 특징점 매칭을 수행하는 것은 비용이 많이 들게 된다. 따라서 최근 이미지 매칭에서 보다 정확하고 중요한 특징점을 구하기 위한 방법이 많이 연구되고 있으며, 해리스 코너 검출(harris corner detector) 방법은 이미지에서 코너 점들을 찾아 특징점으로 사용하며, 이미지의 크기에 매우 민감한 단점을 가진다[15]. 즉, 해리스 코너 검출 방법을 이용한 이미지 매칭은 이미지들의 크기가 다를 경우 성능이 낮아질 수 있다.

SURF(speeded up robust feature) 방법은 헤시안 방법을 기반으로 매우 안정적인 특징점을 빠르게 근사화할 수 있다[6]. 하지만 특징점을 근사화 함으로서 이미지 매칭 속도는 빨라지지만, 정확성은 SIFT 보다 떨어지는 단점을 가진다.

SIFT는 크기 및 회전에 불변한 서술자(descriptor)를 사용함으로써 효과적인 이미지 매칭을 수행한다. 하지만 SIFT는 고차원적인 특성 때문에 이미지의 크기가 커질수록 계산해야 할 데이터 양이 많아지게 되고 계산 시간의 증가와 잘못된 매칭을 수행할 확률이 높아지게 된다. 이러한 고차원적인 특성을 저차원으로 해결하기 위해서 최근 PCA(Principal Components Analysis)를 이용해서 특징점 벡터의 차원을 줄이는 PCA-SIFT 방법을 이용한 이미지 유사성 검색이 많이 연구되고 있다[16][17]. PCA-SIFT는 중요 특성 벡터 중심으로 차원을 줄여주는 주성분 분석기법(PCA)을 이용한 방법으로 일반적인 SIFT에 비해 좀 더 빠르고 정확한 이미지

매칭을 수행한다[13]. PCA-SIFT의 경우 일반적인 SIFT와 특징점을 서술하는 부분만 다를 뿐 한 개의 이미지에서 나오는 특징점의 개수는 SIFT와 같다.

기준 마커 부착 방향 배치를 위해 사용한 드 브루인 수열은 암호화 키, 난스(nonces) 생성을 위한 보안 통신에서 필수적인 난수 생성에 유용하다. n 순서화된 이진 드 브루인 수열 $B(k, n)$ 은 모든 가능한 n 크기 패턴이 정확하게 한번 포함하는 2^n 주기 순환 시퀀스이다. 드 브루인 순환은 n -비트 패턴을 반드시 한 번씩만 나타나는 서로 다른 순환의 개수는 $2^{n-1}-n$ 개로 알려져 있다[9].

드 브루인 순환(De Bruijn Cycle)은 주기가 2^n 이고 $i = 0, 1, \dots, 2^n - 1$ 일 때 $s_i = (s_i, s_{i+1}, \dots, s_{i+n-1})$ 가 모두 서로 다른 이진 수열 $\{s_i\}$ 로 나타낼 수 있다. 이러한 수열들은 드 브루인 수열이라 부르고, 비선형 귀환 이동 저장기로써 만들 수 있다[9][11][16-20]. 드 브루인 수열은 난수 특성이 좋고 선형 복잡도가 높기 때문에 문자열 암호 설계에 많이 사용된다. 본 연구에서는 마커의 개수와 방향의 커지면 방향 설정이 복잡하다. 본 연구에서는 다수의 마커를 배치할 때 마커의 방향을 드 브루인 수열에 의해 생성된 문자열에 값을 할당하여 방향을 구별한다.

III. 기준마커 구성 및 배치 위한 마커 구성

3.1 특징점 검출 및 정합을 위한 마커 모양 구성

SIFT는 객체의 모서리나 꼭지 점 등 같이 밝기 값 변화에 의해 발생하는 엣지에 의존하여 특징점을 검출한다. 그러므로 밝기 값이 유사하여 엣지가 존재하지 않는 이미지 영역에서는 특징 점을 얻을 수 없다. 그러므로 본 시스템은 엣지가 존재 하지 않는 영역이나 특징 검색에 중요한 역할을 하는 특정 영역에서 특징점을 쉽게 추출할 수 있고, 추출된 특징점을 이용하여 매칭 성능을 개선할 수 있는 마커를 사용한다. 아래의 [그림 1]은 본 연구에서 제안하는 마커를 부착한 SIFT 특징점 검출 및 매칭 시스템이다.

그림 1. 기준 마커 구성 및 배치와 마커를 부착한 SIFT 특징점 검출 및 매칭 시스템

SIFT는 WGMOH(Window Gradient Magnitude and Orientation Histogram)를 기반을 둔 키 포인트 기술자(Keypoint descriptor)의 디스크립터 차이 값에 의해 매칭이 이루어진다. 그러므로 두 대응점간의 매칭에서 특징 기술자의 방위와 벡터의 크기 매우 중요하다. 그러므로 특징점 검출을 수행하였을 때 한 방향으로 우세한 특징벡터를 가지는 두 가지 반원 모양의 기준 마커를 작성하였다. [그림 2]의 (a)와 (b)는 각각 본 연구에서 사용한 그라디언트 반원형 마커(GSCM: Gradient SemiCircle Marker)와 단일 색 반원모양 마커(SSCM: Single SemiCircle Marker)이다.

그림 2. 두 가지 기준 마커. (a)그라디언트 반원형 마커(GSCM), (b) 단색 반원형 마커(SSCM)

[그림 3]은 [그림 2]의 두 가지 마커를 A4 크기 공간에 20개의 마커를 배치하여 특징점을 검출한 결과이다. 두 종류의 마커는 모두 한쪽 방향으로 긴 특징 벡터를 가지는 것을 확인할 수 있다. 특징점 검출 결과에서 하나의 우세한 방향 벡터는 두 이미지간의 특징점 매칭에 매우 효율적으로 사용되어 진다. 즉, 마커를 부착할 때 마커의 부착 방향에 따라 특징벡터의 방향을 지정할 수 있어, 각 특징점들 간에 대응점 매칭 성능을 향상시킨다. 특히 그라디언트 반원형 마커는 단일색 반원 마커

보다 하나의 우세한 벡터를 같은 특성을 더욱 강화시킨다. 이것은 특징점의 주 방향을 결정할 때 특징점을 중심으로 16×16 의 윈도우를 설정하고 윈도우 내의 화소들의 방향에 대한 크기 값을 누적함으로써 히스토그램이 계산하고, 히스토그램의 최대값을 나타내는 방향을 현재 특징점의 주방향으로 설정하기 때문이다.

그림 3. 제안한 마커에 의한 특징점 검출 결과, (a)그라디언트 반원 마커(GSCM)에 의한 특징점 검출 결과, (b)단일색 반원 기준 마커(SSCM)에 의한 특징점 검출결과로 그라디언트 반원 마커가 하나의 특징벡터를 가지는 성질이 더 강함

3.2 드 브루인 수열

앞 절에 작성한 기준 마커는 한쪽 방향으로 긴 특징 벡터를 가지는 것을 보았다. 이 특징 벡터의 방향과 크기는 대응점 매칭에 매우 중요한 역할을 한다. 그러므로 기준 마커의 특징 벡터 방위를 인접 마커와 잘 구별할 수 있도록 배치할 필요가 있다. [그림 4]는 이 예를 보여주고 있다. 실제 흰색 상의에 착용하고 마커의 방향을 동일한 방향 부착한 경우와 여러 방향으로 부착한 경우에 대한 두 이미지 사이의 매칭 결과를 보여준다.

[그림 4]에서 마커의 방향을 동일한 방향으로 부착한 경우는 특징점 검출이 수행하였을 때 마커에 의해 생성된 특징 벡터의 우세 방향이 모두 동일한 방향을 가진다. 그러므로 다양한 방향으로 마커를 부착한 경우보다 대응점 매칭을 수행하였을 때, 매칭 오류 더 많이 나타나는 것을 볼 수 있다.

(a) 동일 방향으로 마커를 부착

(b) 여러 방향으로 마커를 부착

그림 4. 마커에 의한 특징 매칭 결과, (a) 동일한 방향으로 마커를 부착하여 매칭한 결과 (b) 여러 방향으로 마커를 배치한 경우보다 잘못 매칭 경우가 많음.

(a) 동일한 방향으로 마커 부착

(b) 여러 방향으로 마커를 부착한 경우

그림 5. 그림4의 일부분을 확대한 그림, (a) 마커에 의한 매칭 결과 true 매칭 8, false 매칭 7, miss 매칭 5, (b) true 매칭이 11, false 매칭이 2, miss 매칭이 7로 나타남.

[그림 5]는 [그림 4]의 일부분을 확대한 것이다. 여기서 (a)는 동일한 방향으로 마커를 부착한 경우로 마커에 의해 실제 매칭(True Matching)된 것은 8개 이고, 잘못 매칭(False matching)된 것은 7개이며, 마커에 의해 대응 매칭을 찾기 못한 것(Miss Matching)은 5개이다. 나머지 37개의 매칭은 이미지 고유 특징에 의해 이루어진 것이다. (b)의 경우는 마커에 의한 정확하게 매칭된 것은 11개이고, 잘못 매칭된 것은 2개이고, 이미지 고유 특징에 의해 매칭 개수는 (a)와 동일하다. [그림 4]

와 [그림 5]에서 보듯이 마커의 부착 방향이 서로 다를 때 매칭 결과 더 좋다는 것을 알 수 있다. 그러나 마커의 개수가 많아지고 마커의 부착 방위가 제한(예: 4 방향)되어 있을 때 마커의 방향이 반복 된다. 서로 인접 마커끼리 방향이 중첩되면 매칭의 성능을 저하 시키므로 최소화 하여야 한다. 본 연구에서는 드 브루인 수열을 사용하여 마커의 부착 방향을 설정하여 서로 인접한 마커들 사이의 중첩을 최소화 한다.

마커의 방향은 1, 2, 4, 8, 12 방위를 사용하였고 다음의 [그림 6]은 4방향으로 구분하여 기준 마커를 배치할 경우 2-비트의 2진 비트열 값을 할당한 것이다. [그림 7]은 [그림 6]에서 기준 마커에 할당된 비트열을 이용하여 드브루인 주기를 생성하는 것으로 드 브루인 그래프를 사용한다.

그림 6. 마커 방향에 따른 2진 비트열 할당

그림 7. 두 개의 순서화된 2, 3 De Bruijn 그래프

드 브루인 그래프는 수열 $B(2, 3)$ 과 $B(2, 4)$ 에 대해 오일러 경로에 의해 $2^3 = 8$ 비트와 $2^4 = 16$ 비트 주기 수열을 다음과 같이 생성할 수 있다.

$$B(2,3): 00011101$$

$$B(2,4): 0000111101100101$$

생성된 드 브루인 수열을 사용하여 기준 마커 방향을 설정할 때 바로 인접 영역에서 같은 방향의 마커가 배

치되는 것을 최대한 배제하여야한다. 그러므로 오일러 경로를 갖는 드 브루인 그래프에 의해 생성된 수열 중 제자리에서 순환되는 엣지는 제거하여 다음과 같은 수열을 사용하였다.

$$B(2,3) = 001101$$

$$B(2,4) = 00011101100101$$

다음의 식(1) B 문자열 생성 규칙이다.

$$x_i = \begin{cases} 0 & \text{if } x_{i-n+1} \dots x_{i-1} = 1 \\ 1 & \text{if } x_{i-n+1} \dots x_{i-1} = 0 \\ x_{i-1} & \text{if } f(x_{i-n+1} \dots x_{i-1}) = 1 \\ \overline{x_{i-1}} & \text{if } f(x_{i-n+1} \dots x_{i-1}) = 2 \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서 $x_{i-n+1} \dots x_{i-1}$ 은 n-비트 패턴을 나타내고, $f(x_{i-n+1} \dots x_{i-1})$ 은 드 브루인 수열 전체 사이클에서 특정 n-비트 패턴에 나타나는 빈도이다. 즉 n-비트 패턴이 처음으로 나타난 경우 x_{i-1} 을 선택하고, 이미 한번 나타난 후, 두 번째로 나타난 경우이면 $\overline{x_{i-1}}$ 을 선택하여 하나의 초기 드 브루인 주기 수열 X_0 을 만들었다. 초기의 주기 수열로부터 2차원 평면에 부착할 마커에 적용하기 위해서 다음과 같이 2D 드 브루인 수열 (De Bruijn Torus)을 생성하였다.

$$\begin{cases} \overline{X_{i-1}} & \text{if } X_i | i \bmod 2 = 1 \\ X_{i-2+1} & \text{if } X_i | i \bmod 2 = 0 \end{cases} \quad (2)$$

표 1. 2D 드 브루인 수열

row	주기 수열
X_0	001101
X_1	110010
X_2	011010
X_3	100101
X_4	110100
X_5	001011

위의 식 (2)에서 X_i 는 각 행에 표시될 드 브루인 수열이고, $\overline{X_i}$ 는 X_i 의 이진 보수, 즉 $X_i = (x_i, \dots, x_{i-n-1})$

일 때, $\overline{X_i} = (\overline{x_i}, \dots, \overline{x_{i-n-1}})$ 이다. 위의 식에 의해 B(2,3)일 때 6×6 인 2D 수열을 [표 1]과 같이 생성하였다.

3.3 드 브루인 수열에 의한 마커의 배치

이 절에서는 3.2절에서 생성된 [표 1]의 드 브루인 수열에 의해 마커 배치 방법을 다룬다. 마커의 배치는 먼저 객체에 부착할 마커의 총 개수를 선택하고 이에 따라 마커의 크기와 마커의 방향의 수를 선택한다.

(a) 마커의 크기 6×6 픽셀

(b) 마커의 크기 14×14 픽셀

(c) 마커의 크기 24×24 픽셀

(d) 마커 크기 42×42 픽셀

그림 8. 마커 크기별 특징점 검출 결과. (a) 마커 크기가 작아 특징을 검출하지 못함, (b) 유사한 크기 특징 벡터가 2개 이상의 나타남, (c) 한 방향의 우세한 특징 벡터만 검출됨, (d) 마커 사이 간격에 비례하여 큰 마커가 배치되어 이웃 마커에 영향을 주어 마커가 아닌 지점에 특징벡터를 검출됨.

[그림 8]은 마커의 크기에 따른 특징점 검출 결과로 (a)는 마커의 크기가 가로, 세로 6×6 픽셀이고, (b)는 마커의 가로, 세로 크기가 14×14 픽셀, (c)는 마커의 크기가 24×24 픽셀, (d)는 42×42 일 때이다. [그림 8]에서 (a), (b), (c), (d) 모두 오른쪽은 왼쪽의 전체 그림 중 일부를 확대한 것이다. 마커의 간격은 모두 가로 세로 100×100 픽셀당 하나의 마커를 배치하였다. (a)의 경우처럼 마커의 크기가 8×8 픽셀 보다 작은 경우에는 특징점을 추출하지 못하고, (b)의 경우처럼 크기가 16×16 픽셀 보다 작은 경우는 2개 이상의 방향으로 특징 벡터가 검출되는 경우가 많았다. (d)처럼 크기가 큰 마커를 배치하면 인접 영역에 영향을 주어 기준 마커가 아닌 지점에서도 특징점이 검출되어 마커에 의한 정확한 특징점을 검출 할 수 없게 된다. 한쪽 방향으로 우세한 특징 벡터를 얻기 위해서는 마커의 최소 크기는 16×16 이상이고 최대 크기는 마커를 배치하는 간격에 따라 조절될 수 있다.

마커를 배치할 때, 마커의 방향의 수는 객체에 부착할 마커의 개수에 관련 있다. 마커의 수가 많은 경우 마커들 사이에 방향 식별이 필요하며, 이때 마커의 방향의 수가 작으면 인접한 마커와 방향이 중복되는 경우가 많기 때문에 대응점 매칭에서 성능을 저하 시킨다. 또한 SIFT 알고리즘은 마커의 방향의 개수가 너무 많은 경우 모든 방향을 구별하지 못한다[5]. 그러므로 마커의 총 개수를 고려하여 적절한 마커의 방향의 수를 선택하여 한다. 적절한 마커의 방향의 수를 선택하기 위해 마커의 수가 16, 36, 64일 때 마커의 방향을 1, 2, 4, 8, 12를 사용하고, 마커의 방향이 4방향 이상일 때, 드 브루인 수열에 의해 마커를 배치하였다. 마커의 방향은 각각 2진 문자열을 방향의 수(D_n : Direction number)에 따라 할당하였다. 예를 들어 방향의 수가 $2^1 < D_n \leq 2^2$ 개일 때 2비트를 사용하고, $2^2 < D_n \leq 2^3$ 일 때 $n=3$ 비트를 사용하였다. 그러므로 방향 할당을 위해 n 비트를 사용할 경우 방향의 수는 $2^{n-1} < D_n \leq 2^n$ 으로 하였다.

방향의 수에 따른 한 주기는 그림 7의 드 브루인 그래프에 의해 생성하면 방향의 수가 2^n 일 때 2^{n+1} 이다. 그러나 본 연구에서는 제자리 순환되는 두 개의 예지를 제거하여 드 브루인 수열의 한 주기의 길이를 $2^{n+1}-2$ 를

사용하였다. 이것은 드 브루인 수열을 사용할 때, $n \geq 2$ 일 경우 $2^{n+1}-2 > 2^n$ 이므로, 드 브루인 수열을 사용하는 경우 한 주기가 더 길어져, 많은 수의 마커를 부착할 때, 주기 반복을 줄일 수 있다. 다음의 [표 2]는 드 브루인 수열은 사용한 경우와 방향을 수를 나열에 의해 한 주기의 문자열 길이와 주기의 반복수를 비교한 것이다.

표 2. 드 브루인 수열과 방향의 수에 따른 주기 길이와 주기 반복 수 비교(전체 길이 100일 때)

n	주기 길이		주기 반복수	
	방향 순서 사용	드 브루인 수열 사용	방향 순서 사용	드 브루인 수열 사용
2	4	6	25	17
3	8	14	13	7
4	16	30	6	3
5	32	62	3	2
6	64	126	2	1

[표 2]에서 드 브루인 수열을 사용한 경우 한 주기의 길이가 더 길기 때문에 주기 반복 횟수가 방향을 순서대로 나열한 것보다 더 작은 것을 알 수 있다. 그러므로 드 브루인 수열은 마커의 방위 설정에서 마커의 반복 주기를 줄일 수 있다.

[그림 9]는 제안 방법을 사용하여 36개의 마커를 방향의 종류를 4가지를 사용하여 대응점 매칭을 수행한 결과이다. (a)는 드 브루인 수열에 의해 마커의 방향을 배치 것이고, (b)는 마커의 방향이 모두 동일한 방향일 때 매칭 예를 보여주고 있다. (a)와 (b) 모두 x, y방향으로 임의의 거리만큼 마커의 위치 이동만 고려한 것이다. (a)는 36개의 마커 중에 총 매칭 개수는 34개이고, 이들 중 32개 정확하게 매칭된 것이고, 2는 잘못 매칭된 것이고, 4개의 마커들은 대응점을 찾지 했다. [그림 8]의 (a)에서는 88%의 매칭률을 보여준다. 반면에 [그림 8]의 (b) 경우 단일 반향으로 마커를 배치하였을 경우 총 매칭 수 26개, 정확한 매칭수 19개, 잘못 매칭된 수 7개, 대응점을 찾지 못한 경우가 17개로 정확한 매칭률이 약 53%로 나타난다. 이것은 마커에 의해 추출된 특징점의 방향 벡터가 모두 같은 방향의 유사한 값을 가지므로 좋은 매칭결과를 얻을 수가 없다. 그러나 [그림 9]의 (a)

경우 제안방법에 의해 마커의 방위를 4방향으로 구별하여 서로 인접 영역에서 동일한 방향으로 부착되는 것을 최소화하여 배치하여 (b)보다 대응점을 더 정확하게 찾을 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

(a) 방향의 수가 4일 때, 드 브루인 수열에 의해 마커를 배치한 경우

(b) 동일방향으로 마커를 배치한 경우

그림 9. 마커 방향 수에 따른 매칭 결과, (a)의 경우 36개의 마커 중 true 매칭 32, false 매칭 2, miss 매칭 4개로 매칭률 88%이고, (b)의 경우는 true matching 19, false 7, miss matching 17로 매칭률 53%이다.

아래의 [그림 10]은 실제 흰색 상의를 착용한 상반신 이미지로 카메라의 각도를 y축 기준으로 10도 회전한 상태에서 촬영한 두 개의 이미지이다. (a)는 마커를 부착하지 않았을 경우이고, (b)는 단 방향으로 마커를 부착한 것이고, (c)는 4 방향의 마커를 드 브루인 수열에 의해 마커를 배치한 후 매칭을 수행한 결과이다. [그림 10]에서 (a)의 경우 총 18개의 매칭을 찾았고 이들 중 12개는 정확한 매칭(true matching)된 것이고, 7개는 잘못된 매칭(false matching)된 결과를 얻었다. 제안 방법에 의해 마커를 부착한 경우 더 좋은 매칭 결과를 얻을 수 있다는 것을 보여준다.

(a) 마커를 부착하지 않은 상태 매칭 결과

(b)단방향으로 마커를 부착하여 대응점 매칭 결과

(c) 드 브루인 수열에 의해 4방향으로 마커 부착 매칭 결과

그림 10. 대응점 매칭 결과, (a) 총 매칭 수 18개, True 매칭 12개, False매칭 7개 이며, (b) 총 매칭 수 34(마커 총 매칭 수 : 8), True 매칭 22(마커 True:4), False 매칭 12(마커 False 매칭: 3), (c) 대응점 매칭 결과 총 매칭 수 36(마커:13), True 매칭 29(마커:11), False 매칭 7(마커:3)이다.

IV. 실험 및 평가

본장에서는 제안된 마커를 사용하여 SIFT 알고리즘에 의한 특징점 검출 및 매칭 성능 테스트 및 평가를 수행하였다. 제안된 마커에 대한 특징점 검출 및 매칭 성능 평가를 하기 위하여 F. Schweiger[22]가 제안한 그레디언트 원형(GCM : Gradient Circle Marker)와 본 연구에서 제안한 두 가지 마커인 단일색 반원형 마커

(SSCM : Single SemeCircle Marker), 그레디언트-반원형 마커(GSCM)를 비교하였다. [표 3]은 성능 평가를 위해 사용한 이미지, 마커의 개수, 마커의 방향의 수를 나타낸 것이다. 그레디언트 원형 마커는 방향을 가질 수 없으며, 마커의 크기는 10×10 에서부터 40×40 까지 2픽셀씩 증가하여 사용하였고, 하나의 이미지에 부착하는 마커의 수는 16(가로 4, 세로4), 36(가로 6, 세로 6)개를 사용하였다. 두 가지 종류의 반원형 마커는 원형 마커와 동일한 크기를 사용하였고, 마커의 부착 방향은 5 종류(1, 2, 4, 8, 12)를 사용하였다.

표 3. 특징점 검출 및 매칭 실험 데이터

Marker Type	이미지 수	마커 수	방향 종류
GCM	32	382	-
SSCM	160	4160	5
GSCM	160	4160	5

[표 4]는 [표 3]의 실험 데이터를 사용하여 특징점 검출을 precision과 recall에 의해 결과를 비교한 것이다.

표 4. 특징점 검출 결과

Marker Type	Recall	Precision
GCM	0.966	0.166
SSCM	0.908	0.504
GSCM	0.918	0.801

[표 4]에서 precision과 recall은 다음의 식(3), (4)에 의하여 구하였다.

$$Precision = \frac{True\ Positive}{False\ Positive + True\ Positive}, \quad (3)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{False\ Negative + True\ Positive}, \quad (4)$$

식(3), (4)에서 True Positive는 실제 특징점을 SIFT에 의해 정확하게 검출한 결과이고, False Positive는 잘못 검출된 특징점, False Negative는 실제 특징점이 미검출된 것이다. 그러므로 precision은 높다는 것은 오검출률이 낮다는 것을 나타내고, recall이 높다는 것은 미검출률이 낮다는 것을 나타낸다. recall의 비율이

높더라도 precision이 매우 낮은 경우 대응점 매칭을 수행할 때 불필요한 매칭을 수행하기 위해 많은 시간을 소비한다. 실험에서 그레디언트 원형 모양의 마커(GCM)는 recall의 비율은 높지만 precision은 매우 낮았다. 그러나 두 가지 반원형 모양의 마커는 원형마커에 비해 recall은 다소 낮지만 Precision의 결과는 매우 높은 성능을 나타냈다. 특히 GSCM은 SSCM와 recall의 값은 SSCM: 90.8%, GSCM: 91.8%로 유사하지만 Precision은 SSCM: 50.4%, GSCM: 80.1%로 우수한 성능을 보였다.

아래의 [표 5]는 F. Schweiger[22]가 제안한 그레디언트 원형 마커(GCM)와 본 논문에서 제안한 두 가지 반원형의 마커에 의해 대응점 매칭을 수행한 결과이다. 실험에서 제안된 반원형 마커의 방향은 8방향을 사용하였다. 제안한 두 가지 반원 마커가 F. Schweiger[22]의 마커보다 더 뛰어난 성능을 보였다.

표 5. 특징점 매칭 결과

Marker Type	Recall	Precision
GCM	0.510	0.763
SSCM	0.806	0.905
GSCM	0.809	0.968

제안한 마커는 한 방향으로 우세한 특징 벡터를 가지고, 이 특징 벡터의 방향은 마커의 부착 방향에 따라 결정되며, 특징 벡터의 방향의 수에 따라 대응점 매칭 성능에 많은 영향을 미친다. 그러므로 정확한 특징 벡터의 방향 인식이 중요하다. 본 연구에서는 반원형 마커의 방향의 수에 따라 정확한 특징 벡터의 방향 검출과 매칭 성능을 테스트하였다.

[그림 11]은 GSCM와 SSCM의 방향의 수에 따른 의한 특징점 벡터의 검출률을 recall에 의해 비교한 것이다. [그림 11]에서 x축은 방향의 수를 나타내며, 방향의 수가 증가하면 특징점의 정확한 방향 벡터 인식률은 낮아진다. 이것은 방향의 수가 증가함에 따라 SIFT 특징 검출 방법으로 특징점의 모든 방향의 벡터를 정확하게 구분할 수 없기 때문이다. [그림 11]에서 GSCM이 SSCM과 비교하여 방향의 수에 따라 방향 인식률이 규

칙적으로 낮아지는 것을 확인 할 수 있다. 이것은 GSCM이 오류 없이 한쪽 방향으로 우세한 특징 벡터를 가지는 성질이 강하기 때문이다.

그림 11. 반원형 마커 GSCM, SSCM의 방향별 특징점 검출률(recall) 비교

(a) precision

(b) recall

그림 12. 반원 마커 GSCM, SSCM의 대응점 매칭 결과

[그림 12]는 GSCM과 SSCM으로 대응점 매칭결과로 (a) precision과 (b) recall 결과를 그래프로 나타낸 것이다. precision과 recall 모두 그래디언트 반원형 마커 (GSCM)에서 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 그리고

마커의 방향의 수(D_n)가 $1 \leq D_n \leq 8$ 일 때는 방향의 수가 증가함에 따라 Precision과 recall 값이 증가 한다. 그러나 마커의 방향의 수가 8 이상일 때는 매칭의 정확도가 정체하거나 감소하는 경우도 있었다. 특히 precision에서 이 현상이 더욱 두드러졌다. 이것은 SIFT 알고리즘이 특징점 검출을 수행할 때 특징점 기술자에서 8방향을 사용하기 때문이다. [그림 11]을 살펴 보면 마커의 방향의 수가 많아질 경우 특징점 검출률이 떨어지는 것과 상관이 있다. 그러나 마커의 수가 많은 경우에는 방향의 수가 8 이상일 때도 검출률이 약간 증가하는 경우도 있다.

(a) precision

(b) recall

그림 13. 마커 개수별 대응점 매칭률

[그림 13]은 GSCM을 사용하여 전체 마커의 개수가 16일 때와 36일 때 매칭 결과를 precision과 recall로 나타낸 것이다. 전체 마커의 수가 16인 경우는 방향이 8보다 클 경우 recall과 precision 모두에서 값이 감소하였다. 그러나 마커의 전체 개수가 36일 때는 방향의 수가 8일 때보다 12일 때 recall과 precision 모두 더 좋은 결과

를 얻었다. 그러므로 마커의 방향의 수는 이미지에 부착할 마커의 개수에 따라 선택하는 것이 좋다는 결론을 얻을 수 있었다.

V. 결론

SIFT의 특징점 추출 및 매칭 기능을 개선하기 위한 효율적인 마커 구성 및 배치 방법을 제안하였다. 제안된 마커는 SIFT 방법으로 특징 기술자의 방향 벡터를 쉽게 획득할 수 있는 그라디언트 반원형 마커(GSCM: Gradient Semi Circle Marker)를 사용하였다. GSCM은 한쪽 방향으로 긴 특징 벡터를 가지므로, 마커의 방향 배치 방법에 따라 대응점 매칭률이 좌우된다. 본 논문에서는 인접한 마커의 방향을 잘 구별할 수 있도록 배치하게 위해 드 브루인 수열을 사용하였다. 제안된 마커는 특징점을 획득하기 어려운 영역이나 객체의 주요 특징에 대응점 매칭에 효율적인 마커를 부착하여 특징점 매칭 성능을 향상 시켰다. 대응점 매칭은 방향의 수 (1, 2, 4, 8)가 증가 증가하면 매칭의 정확성도 증가하였다. 그러나 방향이 8보다 클 경우(12일 경우)에는 마커의 수가 많은 경우(36 이상일 때) 약간 증가하였고, 마커의 수가 작을 경우(16일 때)는 매칭률이 정체되거나 감소하였다. 실험을 통해 마커의 방향의 수 8일 때 마커의 수와 상관없이 가장 이상적인 결과(precision 90 이상, recall 80%)를 얻을 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] B. D. Lucas and T. Kanade, "An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision," IJCAI81, pp.121-130, 1981.
- [2] G. J. Burghouts and J. M. Geusebroek, "Performance evaluation of local colour invariants," Computer Vision and Image Understanding, Vol.113, No.1, pp.48-62, 2009.
- [3] K. van de Sande, T. Gevers, and C. Snoek, "A comparison of color features for visual concept classification," in Conference On Image And Video Retrieval, pp.141-150, 2008.
- [4] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.27, No.10, pp.1615-1630, 2005.
- [5] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Int'l J. Computer Vision, Vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.
- [6] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," European Conference on Computer Vision, Vol.3951, No.2, pp.404-417, 2006.
- [7] X. Zhang, S. Fron, and N. Navab, "Visualmarker detection and decoding in ar systems:a comparative study," in In Proceedings of the 1st International Symposium on Mixed and Augmented Reality. IEEE Computer Society Washington, pp.97-106, 2002.
- [8] A. Alhakim, "A simple combinatorial algorithm for de bruijn sequences," American Mathematical Monthly, Vol.117, No.8, pp.728-732, 2010.
- [9] N. G. de Bruijn, "A combinatorial problem," in Koninklijke Nederlandse Akademie v. Wetenschappen Vol.49, pp.758-764, 1946.
- [10] T. Etzion and A. Lempe, "Construction of de bruijn sequences of minimal complexity," IEEE Transactions on Information Theory, Vol.30, No.5, pp.705-708, 1984.
- [11] H. Fredricksen, "A survey of full length nonlinear shift register cycle algorithms," j-SIAM-REVIEW, Vol.24, No.2, pp.195-221, 1982.
- [12] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale variant Features," In International Conference on Computer Vision, pp.1150-1157, 1999.
- [13] Y Ke, R Sukthankar, "PCA-SIFT: A more

distinctive representation for local image descriptors," IEEE CVPR, 2004.

- [14] W Cheung and G Hamarneh, "N-SIFT: N-DIMENSIONAL SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM FOR MATCHING MEDICAL IMAGES," IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, 2007.
- [15] C. Harris and M. J. Stephens, "A combined corner and edge detector," In Alvey Vision Conference, pp.147-152, 1988.
- [16] A. Lempel, "On a Homomorphism of the De Bruijn Graph and Its Applications to the Design of Feedback Shift Registers," IEEE Trans. Computers, Vol.19, pp.1204-1209, 1970(12).
- [17] S. W. Golomb, Shift Register Sequences. Aegean Park Press, Laguna Hills, CA, USA, 1981.
- [18] A. H. Chan, R. A. Games, and E. L. Key, "On the complexities of de Bruijn Sequences," J comb. Theory, Ser. A, Vol.33, pp.233-246, 1982(4).
- [19] T. Hellesteth and T. Klove, "The Number of Cross-join Pairs in Maximum Length Linear Sequences," IEEE Trans. Inform Theory, Vol. 37, pp.1731-1733, 1991(11).
- [20] T. Chang, I. Song, H. M. Kim, and S. H. Cho, "Cross-Joins in de Bruijn Sequences and Maximum Length Linear Sequences," IEICE Trans. Fundamentals, Vol.E76A, pp.1494-1501, 1993(9).
- [21] F. Schweiger, B. Zeisl, P. Georgel, G. Schroth, E. Steinbach, and N. Navab, "Maximum detector response markers for SIFT and SURF," In Vision, Modeling and Visualization Workshop, 2009.
- [22] 오인권, 김현진, 남궁재찬, "해마신경망과 SURF를 이용한 실시간 얼굴인식", 한국콘텐츠학회논문지, 제10권, 제1호, pp.177-185, 2011.
- [23] 김영원, 장승익, 이성준, "SIFT를 이용한 우편영

상의 송신자 인식", 한국콘텐츠학회논문지, 제10권, 제10호, pp.48-57, 2011.

- [24] 조동욱, 김태우, 신승수, 김지영, 김동원, 조태경, "마커 기반과 특징기반에 기초한 뇌 영상의 3차원 정합방법의 비교·고찰", 한국콘텐츠학회논문지, 제3권, 제3호, pp.85-97, 2003.

저 자 소 개

박 경 미(Gyeong-Mi Park)

정회원

- 2000년 : 한국방송통신대학교 컴퓨터학과(공학사)
- 2003년 : 부경대학교 정보공학과(공학석사)
- 2010년 : 부경대학교 전자계산학과(이학박사)

▪ 2011년 8월 ~ 현재 : 부산대학교 U-Port정보기술산학공동사업단 박사후연구원

<관심분야> : 컴퓨터 비전, 영상처리, HCI

김 성 환(Sung-Hwan Kim)

준회원

- 2011년 : 부산대학교 정보컴퓨터공학부(공학사)
- 2011년 3월 ~ 현재 : 부산대학교 컴퓨터공학과 석사과정

<관심분야> : 한글언어처리, 정보검색, HCI

조 환 규(Hwan-Gue Cho)

정회원

- 1984년 : 서울대학교 계산통계학과(이학사)
- 1986년 : KAIST 대학원 전산학과(공학석사)
- 1990년 : KAIST 대학원 전산학과(공학박사)

▪ 1990년 3월 ~ 현재 : 부산대학교 컴퓨터공학과 교수

<관심분야> : 계산이론, 생물정보학