

심층학습 기반 불완전한 영상의 특징점 매칭과 기초행렬 추정

최현지, 이덕우*
계명대학교 컴퓨터공학부

Estimation of the Fundamental Matrix and Feature Matching of an Incomplete Image based on Deep Learning

Hyunji Choi, Deokwoo Lee*
Department of Computer Engineering, Keimyung University

요약 스테레오 비전 시스템에서 특징점 검출과 특징점 매칭은 정확한 깊이추정을 위해 반드시 필요한 작업이다. 그러나 입력 영상으로부터 충분한 특징점을 획득하지 못한다면 특징점 매칭의 결과의 정확도는 낮아질 가능성이 높다. 본 논문에서는 일부 정보가 누락된 영상을 입력으로 받은 후 컨볼루션 신경망을 활용하여 특징점 검출 및 매칭을 수행한다. 스테레오 카메라 시스템을 이용하여 일부 정보가 누락된 한 쌍의 영상을 활용하여 컨볼루션 신경망 기반으로 특징점 검출의 정확도를 높여 이것으로부터 계산된 특징점 매칭의 결과와 기초행렬의 결과를 정보누락 없이 수행된 실험 결과와 비교해 본다. 본 연구에서 제안하는 방법을 검증하기 위하여 스테레오 카메라로부터 획득한 영상을 활용하고, 영상에서 임의의 영역을 삭제하여 정보가 누락된 영상을 생성한다. 심층학습을 수행하기 위하여 특징점 추출 단계에서 컨볼루션 신경망 모델을 이용하고 RANSAC(RANdom SAmple Consensus) 알고리즘을 이용하여 매칭을 수행한다.

Abstract The detection and matching of feature points are mandatory procedures for accurate depth estimation in stereo vision. The accuracy of correspondence matching is low unless sufficient numbers of detected feature points are acquired. This paper deals with incomplete images that lose a considerable number of pixels, and the detection and matching of feature points are performed using a convolutional neural network (CNN). Once feature detection and matching are carried out using the CNN, a comparison is made between the results of the fundamental matrix for both the cases of complete and incomplete images. As part of this work, to evaluate our method, some regions of an image are deleted so that an incomplete image can be generated. Once feature extraction is performed, an RANSAC algorithm is employed for feature correspondence.

Keywords : Stereo Camera, Feature Detection, Feature Matching, Convolutional Neural Network, Fundamental Matrix

1. 서론

2차원 영상의 특징 정보를 활용하여 실제 영상의 3차원 좌표 정보를 계산하는 분야에 대한 연구는 수십년 동안 수행되어 오고 있고, 그 결과들은 3차원 이미징, 컴퓨

터 그래픽스, 가상 및 증강현실, 생산 자동화, 의료, 교육 등 광범위한 분야에 적용되고 있다[1]. 스테레오 비전 기술은 서로 다른 위치에 있는 두 개의 카메라가 동일한 3차원 영상 (물체 또는 장면)을 촬영한 후, 각 카메라의 2차원 영상 평면 (2D image plane)에 사영(projection)

본 연구는 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구 (No. 2019R1G1A1100172)임.

*Corresponding Author : Deokwoo Lee(Keimyung Univ.)

email: dwoolee@kmu.ac.kr

Received July 7, 2021

Accepted October 1, 2021

Revised August 25, 2021

Published October 31, 2021

된 3차원 영상의 정보를 활용하여 깊이 값(depth)을 추정한다. 여기서 깊이 값은 카메라 중심에서 3차원 영상의 점까지의 거리를 의미한다. 임의의 3차원 영상의 점을 $\mathbf{X} = (x, y, z)$ 로 정의할 경우, 깊이 값은 z 에 해당한다. 깊이 값을 구하는 기술들 중 가장 많이 사용되는 것이 수동방식과 능동방식이다. 수동방식은 두 개의 서로 다른 위치에 있는 카메라를 이용하여 3차원 영상을 촬영하고, 카메라의 영상 평면에 사영된 3차원 영상의 정보들의 기하학적 관계를 활용하여 깊이 값을 추정하는 방식이다[2]. 이에 반해 능동방식은 한 대의 카메라(카메라는 흔히 수동센서라고도 한다)와 한 개의 광원(light source)을 활용하여 깊이 값을 추정한다. 능동방식에서는 특정 광패턴을 사용하는 구조광(structured light pattern) 방식, 광선(light ray)을 목표물에 주사한 후 반사되어 돌아오는 시간을 계산하여 깊이 값을 찾는 Time of Flight (ToF) 방식을 많이 사용한다[3]. 구조광 방식에서 광원은 특정 광패턴을 생성하여 3차원 실제 영상에 광패턴을 주사하고, 3차원 영상의 형태로 인해 변형되는 광패턴의 모양 변화를 활용하여 깊이 값을 추정한다. 구조광 방식에서 중요한 것은 주사하는 광패턴의 형태 및 구조를 정확히 아는 것이고, 목표물에 주사된 후 변형된 광패턴의 형태와 원래의 광패턴의 형태 사이의 차이를 정량적으로 정확히 계산하는 것이다. ToF 방식에서 중요한 것은 목표물에 주사하는 광선이 반사되어 돌아오는 시간을 정확히 측정하는 것이다. 능동방식은 수동방식이 가지는 한계를 극복하기 위해 많이 사용되고 있으나, 능동방식이 가지는 한계가 존재하기 때문에 최근에는 수동방식과 능동방식을 같이 활용하는 깊이 추정 기술이 많이 개발되었으며 이 방법은 깊이 추정의 정확도 향상에 많은 기여를 하였다[4]. 또한 최근에는 학습기반 알고리즘을 적용하여 심층신경망 모델에 기반한 단일 카메라를 활용한 깊이값 추정 연구도 활발히 진행되고 있다[5].

본 논문에서는 수동방식 중 스테레오 카메라 시스템 방식을 활용하여 심층신경망 모델을 이용한 특징점 검출 및 매칭을 수행하고 기초행렬(Fundamental matrix)을 추정하는 방법을 제안한다. 기존의 특징점검출 및 매칭은 스테레오 카메라로 영상을 촬영한 후 영상의 특징을 바탕으로 특징점을 검출 한 후 유사도 측정 등의 방법으로 매칭을 수행하였다. 특징점 검출의 정확도를 높이기 위해 SIFT, SURF, ORB 등의 알고리즘이 제안되었으며, 최근에는 심층학습 알고리즘을 활용하여 특징점 검출의 정확도를 높였다[6]. 특징점 매칭은 좌측과 우측의 카메

라로부터 획득한 영상에서 검출한 특징점들 사이의 유사도를 계산하여 수행하는 방법이 많이 사용되었다[7]. 특징점 매칭의 결과를 이용하여 기초행렬을 추정하며, 추정된 기초행렬은 스테레오 카메라의 내부 및 외부 파라미터를 추정하기 위해 반드시 필요하다. 카메라의 내부 파라미터는 초점거리(focal length), 비대칭 계수(skewness factor), 영상의 중심점(principal point)로 이루어져 있고, 카메라 외부 파라미터는 스테레오 카메라 사이의 상대적 위치 정보인 회전각(rotation)과 변위(translation)이다. 카메라의 내부 및 외부 파라미터를 구한 후 이 파라미터를 이용하면 영상의 매칭되는 특징점들이 놓인 수평선이 나란히 정렬된다. 이렇게 수평 방향으로 매칭된 특징점들을 나란히 정렬하는 것을 편위수정(rectification)이라 한다. 편위수정이 정확히 이루어졌을 경우 두 영상의 서로 매칭되는 특징점들의 수직 좌표는 동일하고, 수평 좌표의 차이만 존재하게 된다. 이 수평좌표의 차이를 디스패리티(disparity)라고 한다. 깊이값은 디스패리티 값에 반비례 하며, 정확한 깊이 값은 Eq. (1)을 이용하여 계산할 수 있다.

$$z = \frac{bf}{d} \tag{1}$$

b 는 베이스라인(baseline)이라고 하며, 두 카메라 중심 사이의 거리, 즉 두 개의 카메라가 어느 정도 떨어져 있는지를 나타내는 값이고, f 는 카메라의 초점거리이다. 두 개의 카메라를 사용하므로 서로 다른 특징을 가진 카메라일 경우 초점거리는 서로 다를 수 있다. 스테레오 카메라로 획득한 두 영상을 활용하여 수행된 특징점 매칭 대상이 되는 두 점 간의 화소 좌표(2차원)의 수평좌표의 차이값을 d 로 정의하고 디스패리티(disparity)라 한다. 그러나 동일한 카메라를 사용하고 내부 파라미터들도 동일하다는 가정을 할 경우 초점거리는 두 카메라에 대해 모두 f 로 정한다. 그러므로 3차원 목표 영상에서 임의의 점에서 카메라 사이의 거리는 디스패리티에 반비례하므로, b 와 f 를 모르더라도 3차원 영상에 존재하는 물체 또는 점들의 상대적 원근 정보를 알 수 있다. 만약 영상의 편위수정이 정확히 이루어지지 않을 경우 Eq. (1)을 적용할 수 없고, 적용하더라도 얻게 되는 z 는 부정확하다. 그러므로 스테레오 카메라 시스템에서 편위수정은 매우 중요하고, 정확한 편위수정을 위해서는 정확한 기초행렬 추정이 수행되어야 한다.

만약 스테레오 카메라로 획득한 영상에 정보의 누락이 있을 경우, 즉 불완전한 영상이 입력으로 획득되었을 경

우 특징점 검출, 매칭 및 기초행렬의 추정은 더 어려운 문제가 될 수 있다. 불완전한 영상으로부터 얻을 수 있는 특징점의 개수는 완전한 영상일 경우의 개수보다 더 적기 때문이고, 불완전한 영상 간의 특징점 매칭의 정확도는 더 낮아질 수 있기 때문이다. 본 논문에서는 스테레오 카메라 시스템으로 깊이 추정을 수행하기 위해 반드시 필요한 기초행렬 계산 및 특징점 검출과 매칭을 심층신경망 모델을 사용하여 수행한다. 또한, 기존의 특징점 검출과 매칭을 통한 기초행렬 계산 결과를 비교한다. 그리고 본 논문에서는 스테레오 카메라 시스템에서 획득한 영상의 정보가 누락되었을 경우에 대한 특징점 검출과 매칭을 심층학습 기반으로 수행한 후 얻어지는 기초행렬이 영상의 누락이 없을 경우의 기초행렬과 거의 일치하도록 심층신경망 모델을 적용하고 그 결과를 확인한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 스테레오 카메라 시스템의 기하학적인 해석을 위한 에피폴라 제약(epipolar constraint)에 대해 설명한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 심층신경망 기반 불완전 영상의 특징점 검출, 스테레오 영상의 특징점 매칭, 기초행렬 추정의 방법을 설명한다. 4장에서는 본 논문에서 제안하는 방법을 구현한 결과를 기존의 완전한 영상의 경우와 비교하여 제시하고 5장에서 본 논문을 끝맺는다.

2. 에피폴라 제약

스테레오 카메라 시스템은 3차원 영상을 촬영한 후 이 영상의 정보를 2차원 카메라 평면으로 사영한다. 일반적으로 두 개의 카메라는 서로 다른 위치에 놓여 있기 때문에 카메라 사이의 상대적인 위치 정보는 깊이 값을 계산하기 위해 필요하다. 상대적인 위치는 회전과 변위로 나타낼 수 있으며, Eq. (2)와 같이 각각 회전행렬과 변이벡터로 표현한다. 여기부터 논문을 작성한다.

$$\mathbf{M}_E = [\mathbf{R} | \mathbf{t}] = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \quad (2)$$

회전행렬 \mathbf{R} 은 3×3 행렬이고, 변이행렬 \mathbf{t} 은 3×1 인 열벡터이며 $\mathbf{M}_E = [\mathbf{R} | \mathbf{t}]$ 를 카메라의 외부 파라미터라고 한다. 카메라 캘리브레이션을 수행하여 \mathbf{M}_E 를 얻게 되면 스테레오 카메라 시스템을 구성하는 두 개의 영상에 적용하여 두 영상의 매칭점들의 수직 좌표가 동일해 지고, 수평 좌표에서만 차이가 나게 된다. 이 차이값

을 디스패리티라고 하며, 디스패리티는 깊이 값의 계산에 가장 중요한 역할을 한다. 캘리브레이션이 수행되기 전의 두 영상 간의 매칭점을 각각 \mathbf{m}_L 와 \mathbf{m}_R 로 정의하며, 두 점은 동차좌표계 (homogeneous coordinate) 시스템으로 표현한다.

$$\mathbf{m}_L = (x_L, y_L, 1), \mathbf{m}_R = (x_R, y_R, 1) \quad (3)$$

\mathbf{m}_L 와 \mathbf{m}_R 은 서로 다른 카메라로 촬영한 영상 평면에 속해 있으며, 동일한 물체의 3차원 좌표 (동차 좌표계 표기) $\mathbf{M} = (X, Y, Z, 1)$ 가 사영된 것이다. 실제 영상의 3차원 좌표와 카메라에 사영된 2차원 좌표 간의 관계를 선형변환 관계로 나타내면 Eq. (4), Eq. (5)와 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{m}_L = \mathbf{P}_L \mathbf{M} \quad (4)$$

$$\mathbf{m}_R = \mathbf{P}_R \mathbf{M} \quad (5)$$

Eq. (4)와 (5)를 포함하여 Fig. 1에서는 스테레오 카메라 시스템에서 정의되는 에피폴라 제약을 보여주고 있다.

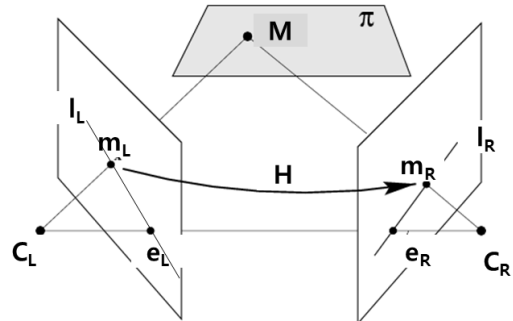


Fig. 1. Epipolar constraints of binocular stereo vision system.

\mathbf{C}_L 와 \mathbf{C}_R 은 각각 두 카메라의 광학 중심 (optical center)이다. \mathbf{m}_L 와 매칭되는 \mathbf{m}_R 이 소속된 직선을 에피폴라 선 (epipolar line) 이라 하고 각각 \mathbf{l}_L 와 \mathbf{l}_R 에 소속되어 있다. 그러므로 직선에 속한 점의 관계에 의해 다음의 관계가 성립한다.

$$\mathbf{l}_L \mathbf{m}_L^T = 0, \mathbf{l}_R \mathbf{m}_R^T = 0 \quad (6)$$

\mathbf{A}^T 는 행렬 \mathbf{A} 의 전치행렬 (transpose)을 의미한다. \mathbf{m}_L 와 매칭되는 점은 \mathbf{l}_R 상에 있으므로 \mathbf{m}_L 와 \mathbf{l}_R 사이의 관계와 \mathbf{m}_R 와 \mathbf{l}_L 의 관계는 Eq. (7)과 같이 표현된다.

$$\mathbf{l}_L = \mathbf{F} \mathbf{m}_R, \mathbf{l}_R = \mathbf{F} \mathbf{m}_L, \quad (7)$$

행렬 \mathbf{F} (3×3 행렬)를 기초행렬 (Fundamental

matrix) 라고 하며 에피플라 제약은 Eq. (8)과 같이 표현된다.

$$\mathbf{m}_L^T \mathbf{F} \mathbf{m}_R = 0 \quad (8)$$

스테레오 카메라 시스템에서 모든 매칭되는 점들은 에피플라 제약을 충족하며, 이 에피플라 제약은 매칭점을 효율적으로 찾을 수 있도록 도와준다. \mathbf{F} 는 기본행렬 \mathbf{E} 로 표현할 수 있으며 Eq. (9)와 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{E} = \mathbf{K}_L^T \mathbf{F} \mathbf{K}_R \quad (9)$$

\mathbf{K}_L 와 \mathbf{K}_R 는 각각 왼쪽과 오른쪽 카메라의 내부 파라미터로 구성된 행렬이다. 그리고 \mathbf{E} 는 변위벡터 \mathbf{T} 와 회전행렬 \mathbf{R} 로 분해될 수 있다[8].

3. 불완전 영상의 매칭과 기초행렬 계산

이 장에서는 스테레오 카메라를 이용하여 획득한 한 쌍의 불완전한 영상으로부터 기초행렬을 계산한 결과를 완전한 영상으로부터 계산한 기초행렬 결과와 비교해 본다. 획득한 한 쌍의 불완전한 영상으로부터 특징점을 추출하고 특징점 매칭을 수행한 후 기초행렬을 추정할 경우, 누락된 영상의 정보로 인해 그 결과가 부정확할 가능성이 높다. 본 연구에서는 심층신경망 모델을 이용하여 특징점 추출과 매칭을 수행하여 불완전한 영상의 쌍을 활용해서 완전한 일반적인 영상의 쌍을 활용하는 경우와 비교해 볼 때 기초행렬 및 특징점 매칭의 성능이 유사함을 확인하며, 심층신경망 모델이 성능 개선에 기여를 함을 확인할 수 있다. Fig. 2에서는 본 논문에서 제시하는 누락영상의 쌍에서의 기초행렬 추정 연구의 전체 흐름을 보여준다. 본 연구에서는 스테레오 이미지의 쌍에서 한 쪽 영상의 일부를 인위적으로 누락시킨다. 누락된 부분에 해당하는 영역은 매칭을 수행할 수 없다. 누락된 부분이 존재하는 상태에서 각 영상으로부터 특징점을 추출한다. 특징점 추출은 기존에 많이 사용된 SIFT(Scale invariant feature transform) 알고리즘을 수행하는 경우와 CNN을 사용하여 매칭을 수행하는 경우에 대해 그 결과를 비교한다[9]. 각각의 방법으로 특징점을 추출한 후, 추출된 특징점의 매칭 결과를 바탕으로 기초행렬을 추정한다.

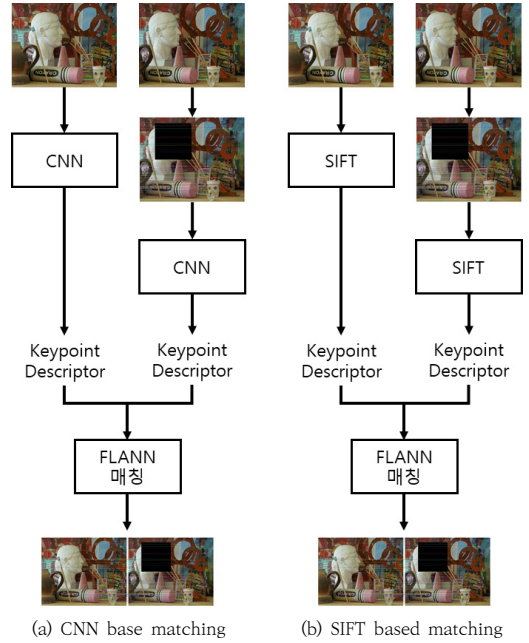


Fig. 2. (a) A pair of images of complete pixels. (b) A pair of stereo images with loss of image pixels.

Fig. 2에서와 같이 특징점 매칭을 완료한 후 Eq. (7)와 (8)을 이용하여 기초행렬을 추정할 수 있다. 본 연구에서는 Fig. 2에서와 같은 방법으로 기초행렬을 추정할 결과와 누락된 영역이 없는 영상의 쌍으로부터 얻은 기초행렬 추정의 결과 간의 차이가 최소화 되도록 하는 것이다. Fig. 2-(a)와 Fig. 2-(b)로부터 얻어진 기초행렬을 각각 \mathbf{F}_a 와 \mathbf{F}_b 라 정의하고, 누락된 영역이 없는 영상의 쌍으로부터 얻어진 기초행렬을 \mathbf{F} 라고 정의하면, 본 연구에서의 목표는 $D_a = \|\mathbf{F} - \mathbf{F}_a\|_2$ 와 $D_b = \|\mathbf{F} - \mathbf{F}_b\|_2$ 를 최소화 하는 것이다. 특히 CNN을 사용하여 특징점을 추출한 후 계산한 D_a 와 SIFT알고리즘을 사용하여 특징점을 추출한 후 계산한 D_b 를 비교해 보고 CNN을 활용한 특징점 추출 결과가 기초행렬 추정의 정확도에서 더 우세한 결과를 보였음을 확인하였다.

Fig. 3에서는 완전한 영상의 쌍과 불완전한 영상의 쌍의 예시를 보여준다.

Fig. 2(b)의 좌측과 우측 영상은 각각 일부 영상 요소가 누락 또는 훼손되어 있다. 이렇게 누락된 부분은 특징점 추출 및 매칭에서 필요한 정보의 손실을 가져온다. 특징점 추출을 위해서 사용한 CNN 모델은 VGG16 모델을 기반으로 하였으며 모델의 구성은 Fig. 4와 같다[10].

VGG16 모델은 이미지 분류를 위해 개발된 CNN기반의 모델이다. 이 방법과 비교대상이 되는 접근법에서는 기존에 사용되는 SIFT알고리즘을 사용하여 특징점을 검출하였다.

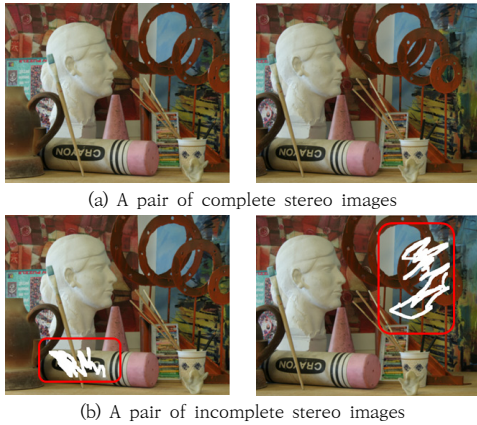


Fig. 3. (a) A pair of images of complete pixels. (b) A pair of stereo images with loss of image pixels.

input
Conv3-64
ReLU
Conv3-64
MaxPool
Conv3-128
ReLU
Conv3-128
ReLU
MaxPool
Conv3-256
ReLU
Conv3-256
ReLU
Conv3-256
ReLU
AvgPool
Conv3-512
ReLU
Conv3-512
ReLU
Conv3-512
output

Fig. 4. VGG16 model used for feature detection

특징점 검출이 완료된 후에는 좌우 영상 사이의 매칭되는 특징점을 찾아서 매칭을 수행하고 본 연구에서는 FLANN 매칭을 사용한 후 RANSAC을 이용하여 이탈자(outlier)를 제거한 후 매칭을 완료한다. 매칭을 완료한 에피플라 제약에 기반하여 Eq. (8)을 활용하여 기초행렬 추정을 수행하였다.

4. 실험

본 연구에서 수행한 시뮬레이션은 미들베리 스테레오 데이터베이스 (middleburry Stereo Database)와 Urban Scan Project 데이터베이스를 사용하였다 [11,12]. 사용된 영상들 중 일부 예시 영상들(누락영역이 없는 영상)은 Fig. 5와 같으며, 이 영상들에서 인위적으로 누락된 영역을 가진 영상을 생성하여 실험을 수행하였다.



Fig. 5. Examples of stereo image for experiments

누락된 영역을 가진 영상에 대한 매칭을 수행한 실험에 사용된 영상의 예시는 Fig. 6와 같다.



Fig. 6. Examples of stereo images with incomplete regions for experiments

Table 1은 매칭의 비교 결과를 나타내고 있으며, 표에 제시된 숫자는 사용한 영상들을 활용하여 실험한 결과의 평균 수치이다.

Table 1. Comparison of matching results

Methods	Complete images		Incomplete images	
	SIFT	CNN	SIFT	CNN
Number of detected feature points	294	244	279	248
RANSAC inlier	255	238	229	231
RANSAC outlier	39	6	50	17

실험 결과에서 알 수 있듯이, 영상에서 누락된 부분이 발생하더라도 CNN기반의 VGG16모델을 활용하여 정확한 특징점 검출을 수행할 경우 매칭의 성능이 완전한 영상을 사용하였을 때의 경우와 유사함을 확인할 수 있다. 매칭한 결과를 활용하여 기초행렬을 계산한 후 D_a 와

D_b 를 계산한 결과를 확인해 보면 $D_a=0.046$ 이 $D_b=0.091$ 보다 더 작음을 확인하였다.

5. 결론

본 논문에서는 합성곱 신경망을 사용하여 특징점 추출을 할 경우 스테레오 영상에서 누락된 부분이 있더라도 높은 정확도의 특징점 추출을 통해 높은 정확도의 매칭 성능을 유지하고 이를 통해 기초행렬의 정확도를 유지하는 것을 확인 하였다. 스테레오 카메라 시스템에서 기초행렬은 깊이 정보를 얻고, 카메라들 간의 기하학적인 관계를 얻기 위해 반드시 필요한 정보이다. 기초행렬을 정확하게 계산하기 위해서는 높은 정확도를 가지는 매칭 및 특징점 추출이 중요한데, 누락된 영역이 발생할 경우 높은 정확도를 얻기 어렵다. 이러한 경우 합성곱 신경망을 기본으로 하는 VGG16 모델을 사용하여 특징점 추출 및 매칭의 높은 정확도를 유지함으로써 완전한 영상의 쌍을 사용하였을 경우와 비교하여 그 성능에서의 손실이 없음을 확인하였다.

References

- [1] B-G. Seo, Y.H. Yoon, K.Y. Kim, "A Study of 3D World Reconstruction and Dynamic Object Detection using Stereo Images", Journal of Korea Academy Industrial Cooperation Society, Vol.20, No.10, pp.326-331, Oct. 2019.
DOI : <https://doi.org/10.5762/KAIS.2019.20.10.326>
- [2] M-K. Park, M-G. Lee, T-G. Park, "A Realtime Stereo Vision System Design using Distinctive Similarity Measure", The transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers, Vol.69, No.12, pp.1962-1969, Dec. 2020.
DOI : <https://doi.org/10.5370/KIEE.2020.69.12.1962>
- [3] H. Choi, J. Lee, D. Sim, "Dense-Depth Map Estimation with LiDAR Depth Map and Optical Images based on Self-Organizing Map", Journal of Broadcast Engineering, Vol.26, No.3, pp. 283-295, May. 2021.
DOI : <https://doi.org/10.5909/JBE.2021.26.3.283>
- [4] Y. Deng, J. Xiao, Z. Zhou, "ToF and Stereo Data Fusion Using Dynamic Search Range Stereo Matching", IEEE Transactions on Multimedia, Early Access, pp. 1-1, June 2021.
DOI : <https://doi.org/10.1109/TMM.2021.3087017>
- [5] S. Kang, J. Lee, "Depth Map Extraction from the Single Image Using Pix2Pix Model", Journal of Korea

Multimedia Society, Vol.22, No.5, pp.547-557, May.2019.

DOI : <https://doi.org/10.9717/kmms.2019.22.5.547>

- [6] M. Bansal, M. Kumar, "2D object recognition: a comparative analysis of SIFT, SURF and ORB feature descriptors", Multimedia Tools and Applications, Vol.80, pp.18839-18857, Feb. 2021.
DOI : <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10646-0>
- [7] S-W. Jang, M. Jung, "Automatic Detection of Dissimilar Regions through Multiple Feature Analysis", Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society, Vol.21, No.2, pp.160-166, Feb.2020.
DOI : <https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.2.160>
- [8] R. I. Hartley, "Estimation of relative camera positions for uncalibrated cameras", In: Sandini G. (eds) Computer Vision — ECCV'92. ECCV 1992. Lecture Notes in Computer Science, vol 588. Springer, Berlin, Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/3-540-55426-2_62
- [9] L-C. Chiu, T-S. Chang, J-Y. Chen, N. Chang, "Fast SIFT Design for Real-Time Visual Feature Extraction", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.22, No.8, pp. 3158-3167, Apr. 2013.
DOI : <https://doi.org/10.1109/TIP.2013.2259841>
- [10] D. Theckedath, R. Sedamkar, "Detecting Affect States Using VGG16, ResNet50 and SE-ResNet50 Networks", SN Computer Science, Vol.1, No.79, pp. 1-7, Mar. 2020.
DOI : <https://doi.org/10.1007/s42979-020-0114-9>
- [11] D. Sharstein, R. Szeliski, "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms", International Journal of Computer Vision, Vol.47, pp.7-42, Apr. 2002.
DOI : <https://doi.org/10.1023/A:1014573219977>
- [12] C. Raposo, M. Antunes, J.P. Barreto, "Piecewise-Planar StereoScan:Structure and Motion from Plane Primitives", In: Fleet D., Pajdla T., Schiele B., Tuytelaars T. (eds) Computer Vision – ECCV 2014. ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 8690. Springer, Cham.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-10605-2_4

최 현 지(Hyunji Choi)

[준회원]



- 2018년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공 학사과정

<관심분야>

컴퓨터비전, 영상처리

이 덕 우(Deokwoo Lee)

[정회원]



- 2007년 2월 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 졸업(공학사)
- 2012년 12월 : North Carolina State University, USA, 전기컴퓨터공학부 석사, 박사
- 2013년 1월 ~ 2013년 4월 : Washington Univ. in St. Louis, USA, 박사후연구원
- 2013년 9월 ~ 2016년 8월 : 삼성전자 무선사업부 책임연구원
- 2016년 9월 ~ 2018년 2월 : 영산대학교 가상현실콘텐츠전공 조교수
- 2018년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공 조교수

<관심분야>

신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전