Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society
Vol. 20, No. 1 pp. 477-483, 2019

https://doi.org/10.5762/KAIS.2019.20.1.477
ISSN 1975-4701 / eISSN 2288-4688

다중 영상과 호모그래피 행렬을 이용한 소실점 위치 향상 알고리즘

이창형, 최형일*
승실대학교 미디어학과

Algorithm for improving the position of vanishing point using multiple images and homography matrix

Chang-Hyung Lee, Hyung-Il Choi*
School of Media, Soongsil University

요 약 본 논문은 다중 영상과 호모그래피 행렬을 통해 소실점 위치의 정확도를 향상시키는 알고리즘을 제안한다. 단일 영상만을 활용하여 소실점 검출이 가능하지만, 여러 영상의 정보를 활용하여 소실점의 위치를 보정하면 소실점 위치의 정확도를 더 향상시킬 수 있다. 위치 정확도가 향상된 소실점을 통해 더 정확한 실내공간 정보 검출이 가능하다. 이를 위해 본 논문에서는 3개의 영상을 입력받아 정보를 검출한 후 영상의 벽면 간의 호모그래피 행렬을 검출하고, 검출된 호모그래피를 이용하여 소실점의 위치를 변환한다. 최종적으로 변환된 소실점 중 최적의 위치에 있는 소실점을 찾아내어 소실점 위치를 보정 함으로써 소실점 위치의 정확도를 향상시킨다. 실험 결과를 통해 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 정확도를 비교 분석한다. 제안하는 알고리즘을 통해 소실점 위치에 대한 오차 각도가 약 1.62% 감소함을 확인하였고, 이를 통해 더 정밀한 소실점 검출이 가능하였다. 또한, 제안한 알고리즘을 통해 향상된 소실점을 이용하여 검출한 레이아웃이 기존 알고리즘의 결과에 비교해 더 정확한 것을 확인 할 수 있었다.

Abstract In this paper, we propose vanishing-point position-improvement algorithms by using multiple images and a homography matrix. Vanishing points can be detected from a single image, but the positions of detected vanishing points can be improved if we adjust their positions by using information from multiple images. More accurate indoor space information detection is possible through vanishing points with improved positional accuracy. To adjust a position, we take three images and detect the information, detect the homography matrix between the walls of the images, and convert the vanishing point positions using the detected homography. Finally, we find an optimal position among the converted vanishing points and improve the vanishing point position. The experimental results compared an existing algorithm and the proposed algorithm. With the proposed algorithm, we confirmed that the error angle to the vanishing point position was reduced by about 1.62%, and more accurate vanishing point detection was possible. In addition, we can confirm that the layout detected by using improved vanishing points through the proposed algorithm is more accurate than the result from the existing algorithm.

Keywords : homography, improving position, indoor scene, multiple images, vanishing points

1. 서론

최근 스마트 디바이스의 발전과 다양한 웨어러블 기기들의 보급으로 AR, VR 관련 하드웨어 시장이 증대되고 있고, 이에 따라 가상공간과 현실 공간 간의 인터렉션이 가능한 AR 관련 콘텐츠 시장의 성장과 더불어 관련

본 논문은 2017년도 정부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구과제로 수행되었음.(NRF-2017R1D1A1B03034114)
*Corresponding Author : Hyung-Il Choi(Soongsil Univ.)
Tel: +82-2-820-0679 email: hic@ssu.ac.kr
Received November 19, 2018 Revised December 31, 2018
Accepted January 4, 2019 Published January 31, 2019

기반 기술개발에 대한 요구가 증가하고 있다. 때문에, 실내공간 정보 인식 기술의 중요성도 커지고 있다. 실내공간 정보 인식 기술은 인식한 정보를 통해 현재 위치 및 상황을 파악할 수 있으므로 여러 분야에서 활용될 수 있는 기술이다.

여러 연구자가 실내공간 정보 인식 기술과 관련된 연구를 진행했다. 단일 영상을 이용한 실내공간 정보 인식 기술로는 바닥의 경계를 검출하기 위해 Dynamic Bayesian network를 모델링하여 학습하는 방식[1], clutter를 검출하기 위해 레이블링 없이 공간의 구조만으로 학습하는 방식[2] 등이 있었다. 또한, Geometric Reasoning을 통해 공간 정보 후보군을 생성하고 Orientation Map을 사용하여 생성한 후보군을 평가하는 방식[3]과 실내공간에 3차원의 상자를 만들고 그 위치와 방향 및 크기를 조절해가면서 실내공간 정보를 파악하는 연구[4]도 진행되었다.

추가적인 다른 데이터를 활용한 정보 인식 기술도 많이 연구되고 있다. 최근 깊이 영상 카메라가 보편화 되면서 RGB-D 영상을 이용해서 실내공간 정보를 인식하는 방법[5]과 RGB-D 동영상을 이용한 더 정밀하고 넓은 범위의 실내공간 구조 파악 방법이 연구되었다[6].

이와 더불어 실내공간 구조 파악에 중요한 역할을 하는 소실점 검출을 위한 연구도 진행되었다. 정확한 소실점의 위치 파악을 통해 실내공간 구조 파악이 더 정밀해질 수 있으므로 소실점 검출은 중요한 연구 주제 중 하나이다. 단일 영상에서 소실점 간에 서로 직교하는 성질을 이용하여 소실점을 검출하는 방법[7]이 연구되었다.

하지만 한 장의 단일 영상을 이용한 실내공간 구조 검출 및 소실점 위치 검출은 영상의 상태에 따라 검출 성능이 달라질 수 있다. 다중 영상을 이용할 경우 활용할 수 있는 데이터가 풍부해지고 여러 영상 중 좋은 상태의 영상을 활용할 수 있으므로 실내공간 정보 인식의 성능을 높일 수 있다. 이를 활용하여 실외 공간에서 다중 영상을 이용하여 신뢰성 있는 소실점을 추출하는 연구[8]가 진행된 바가 있다. 본 논문에서는 실내공간에서의 소실점 검출에 다중 영상을 이용하는 방식을 활용하였다.

본 논문에서는 한 장소를 다른 위치에서 촬영한 3개의 영상을 이용하여 소실점의 위치를 보정한다. 촬영 위치에 따라 영상 상태가 다르고 검출된 소실점의 성능도 다르므로, 검출된 소실점 중 우수한 소실점을 활용하면 보정이 가능하고, 이를 통해 실내공간의 레이아웃 검출 성능도 향상시킬 수 있다.

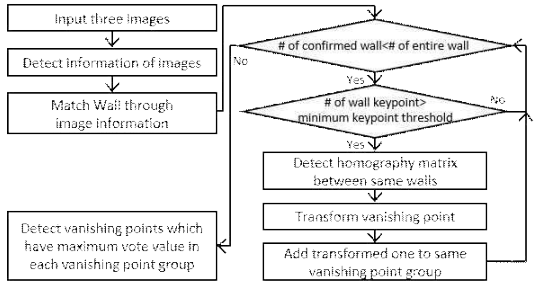

Fig. 1. Overall process

Fig. 1은 제안하는 방식에 대한 시스템 전체 흐름도이다. 한 장소를 약 1m의 간격을 두고 촬영한 3개의 영상을 입력하여 영상 정보를 검출한다. 그리고 호모그래피 행렬 검출과 소실점 변환을 위해 영상 정보를 토대로 벽면을 일치화한다. 벽면 일치화 후에는 벽면별로 벽면 내의 특징점의 개수가 일정 임계값 이상이면 호모 그래피를 검출한 후 이를 통해 소실점을 변환한다. 이렇게 모인 소실점 중 투표를 통하여 가장 우수한 소실점을 검출함으로써 소실점 위치의 보정이 이루어진다.

본 논문의 2장에서는 기본 토대가 되는 소실점 검출 방식[7]을 설명한다. 3.1절에서는 소실점 보정을 위해 선행되어야 할 호모그래피 행렬 검출에 관하여 설명하며, 3.2절에서는 검출한 호모그래피 행렬을 활용해 소실점 보정하는 알고리즘을 보여준다. 4장에서는 제안하는 알고리즘을 사용한 예시 결과와 분석 자료를 제시하며, 마지막으로 5장에서는 결론 및 추후 연구의 방향을 설명한다.

2. 소실점 검출

소실점은 실내공간 구조 파악을 위해 쓰이는 중요한 정보 중 하나로, 3차원 공간을 2차원의 영상으로 표현하였을 때 3차원에서는 평행하는 직선이 2차원 영상에서는 만나게 되는 점이다. 인공물 대부분은 격자를 이룬다는 “Manhattan World” 가정을 만족하는 일반적인 실내공간의 경우 3개의 소실점을 가진다[9]. 한 개의 단일 영상에서 3개의 소실점을 검출하는 방식은 다음과 같다.

소실점은 선분들의 교점 중 선택되기 때문에 우선 영상에서 선분을 검출한다. 그리고 가우시안 구 개념을 이용하여 소실점 후보가 될 선분들의 교점을 검출하고 그 중에서 첫 번째 소실점을 투표함수를 통해 선택한다.

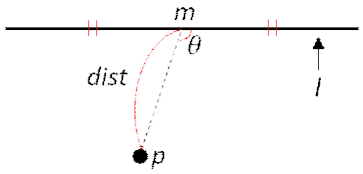

Fig. 2. Relationship between line segment and cross point

검출된 선분들의 교점들과 영상 내 선분들의 관계는 Fig. 2와 같이 일반화하여 표현할 수 있다. Fig. 2에서 l은 영상 내의 선분, p는 선분들의 교점, θ는 교점과 선분이 이루는 각도를 뜻하며, dist는 교점과 선분의 중심 m까지의 거리이다. Fig. 2의 수치들과 투표함수를 토대로 선분들의 교점 중에서 소실점을 검출해낼 수 있다[4]. 투표함수는 영상 내의 선분들이 교점에 얼마나 영향을 주는지를 보여준다. 투표함수는 수식 (1)과 같다.

$$vote(l,p)=\begin{cases}|s|e^{-(\frac{\theta}{2\sigma^2})}, & dist>\frac{|l|}{2}\\ 0, & otherwise\end{cases} \quad (1)$$

수식(1)에서 dist가 선분 길이의 절반보다 작으면, 이 점은 선분과 굉장히 가까이 있다는 뜻이다. 즉, p가 선분들의 교점일 가능성이 매우 낮다는 뜻이므로, 투표함수는 0으로 평가한다. 그렇지 않으면 선분의 길이에 비례해서, θ에는 반비례해서 값을 부여한다. σ값은 상수로 0.1을 사용하였다.

위 투표함수를 통해 선분들의 교점마다 영상 내의 모든 선분으로 평가를 진행하여 투표한 값의 합이 가장 큰 교점을 초기 소실점으로 선택한다.

실내공간에 생기는 3개의 소실점은 직육면체의 한 꼭짓점에 모이는 세 모서리와 같다고 할 수 있으므로 방향이 서로 직교한다. 이 직교성을 이용하여 초기 소실점에 이은 두, 세 번째 소실점을 검출한다[7]. 3개의 소실점 간의 관계를 Fig. 3과 같이 표현할 수 있다.

3개의 소실점은 서로 직교해야 하지만, Fig. 3과 같이 Image Plane 상에서는 o로부터의 서로 간 각도가 직교하지 않는다. 그래서 영상의 중심 o의 z값을 조정하면 특정 거리에서 세 소실점이 직교하게 되는 지점이 존재하는데, 이 z값을 통해 세 번째 소실점의 위치도 초기 소실점과 하나의 후보 소실점만으로 추측할 수 있다.

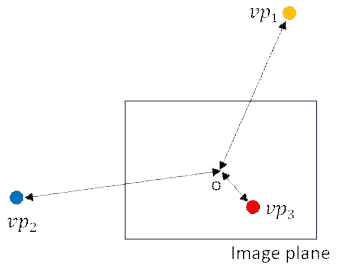

Fig. 3. Image plane and three vanishing points

이러한 소실점 간의 직교성을 이용하는 방법을 통해 모든 소실점 후보마다 초기 소실점과 직교하는 점인 orthogonal point를 찾을 수 있다. 그리고 소실점 후보와 orthogonal point의 투표합을 합계한 값이 가장 높은 쌍을 두, 세 번째 소실점으로 선택함으로써 단일 영상에서 3개의 소실점을 검출할 수 있다.

3. 다중 영상과 호모그래피 행렬을 이용한 소실점 위치 향상 알고리즘

3.1 호모그래피 행렬 검출

2장에서 제시하는 방식과 더불어 대부분의 소실점 검출 방식에서는 한 개의 단일 영상을 사용한다. 하지만 디지털카메라와 모바일 기기 등을 이용해서 다량의 영상을 이동하면서 촬영할 수 있고, 촬영한 영상을 손쉽게 활용할 수 있으므로, 단일 영상뿐만 아니라 여러 영상을 소실점 검출에 이용할 수 있다. 한 장소를 다양한 위치에서 촬영한다면 위치에 따라 사물이 다르게 보이고 조명에 의한 영향도 다르며 이에 따라 검출되는 선분이 다르므로, 소실점 검출 결과와 성능에 차이가 생긴다. 따라서 여러 영상에 의해 검출된 여러 소실점 중 가장 좋은 소실점을 선택할 수 있다면 이를 활용하여 소실점의 위치를 보정하고 정확도를 향상시킬 수 있고, 차후에는 보정된 소실점을 활용하여 레이아웃의 정확도도 향상시킬 수 있다. 이를 위해 본 논문에서는 한 장소를 1m 정도의 간격으로 이동하며 촬영한 3개의 영상을 사용하였으며, 좌우측 영상의 소실점을 이용하여 가운데 영상의 소실점을 보정하는 것을 목표로 하였다.

하지만 다른 위치에서 촬영한 영상들은 좌표계의 중심과 각도가 다르므로, 한 영상에서의 소실점 위치를 다른 영상에서 사용하려면 해당 영상의 좌표계로의 변환이

필요하다. 본 논문에서는 한 영상에서 검출한 소실점의 위치를 다른 영상의 좌표계로 변환시키기 위해서 호모그래피 행렬을 이용한 원근변환을 수행하였다[10].

호모그래피 행렬은 한 평면을 다른 평면에 투영시켰을 때 투영된 대응점들 사이에 생기는 일정한 변환 관계를 표현한 행렬이다. 즉, 호모그래피 행렬을 통해 두 평면 간의 관계성을 알 수 있으므로, 한 평면에 속해 있는 점이 다른 평면에서는 어디에 위치하는지를 알 수 있다. 호모그래피 행렬은 수식 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{00} h_{01} h_{02} \\ h_{10} h_{11} h_{12} \\ h_{20} h_{21} h_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 (x_1, y_1)은 변환된 위치, (x_2, y_2)는 이전 위치이며, H는 호모그래피 행렬을 의미한다.

호모그래피를 이용한 변환을 설명하기 위해 예시 Fig. 4를 첨부하였다. Fig. 4의 (a)는 같은 장소를 다른 위치에서 찍은 두 장의 영상에서 특징점을 검출하여 매칭시킨 것이다. Fig. 4의 (b)는 Fig. 4의 (a)를 토대로 검출한 호모그래피 행렬을 이용하여 Fig. 4의 (a)의 왼쪽 그림을 오른쪽 그림의 좌표계로 변환한 모습이다.

이러한 방식으로 소실점의 위치도 호모그래피 행렬을 이용해 변환시킬 수 있다. 하지만 소실점의 직교하는 특성상 3개의 소실점이 한 평면에 포함되지 않기 때문에 평면에 따라 다른 호모그래피 행렬을 검출하여 소실점 변환을 수행해야 한다. 실내공간에서 한 벽면을 포함하는 평면은 두 개의 소실점을 포함하게 된다. 벽면마다 호모그래피 행렬을 따로 검출하여, 해당 벽면이 포함하는 소실점을 변환하였다.

호모그래피 행렬을 검출하기 위해서는 2장의 내용과 이후 추가적인 후반 작업을 통해 영상들의 소실점과 레이아웃을 검출하고 그것을 토대로 벽면들의 방향을 계산하고 두 영상 간의 벽면 정보를 일치시켜야 한다. 따라서 본 논문에서는 먼저 입력된 3개의 영상을 분석하여 소실점 위치, 벽면 개수, 벽면마다 정보(평균점, 벽면에 속한 특징점과 디스크립터, 벽면의 방향 등)를 검출하고 벽면 정보를 일치시켰다.

Fig. 5는 한 장소를 위치를 다르게 하여 찍은 두 영상에 대해 레이아웃을 검출하고 레이아웃을 통해 얻은 벽면들의 정보를 일치시킨 모습이다. 즉 벽면마다 방향이 있는데, 같은 방향의 벽면끼리 레이블링해주었다. Fig. 5

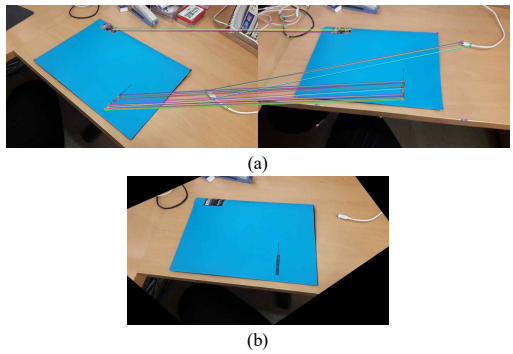

Fig. 4. Example of transformation using homography matrix
(a) Matching (b) Transformation

Fig. 5. Matching wall information of two images

에서 같은 색의 벽면은 같은 방향의 벽면임을 의미한다. 그렇게 일치시킨 벽면 정보를 토대로 3개의 영상 중 가운데 영상을 포함하여 2개의 영상씩 같은 벽면마다 호모그래피 행렬을 검출하였다.

벽면을 포함하는 평면 간의 호모그래피 행렬을 검출하기 위해서는 각 벽면에 속한 특징점을 검출하고 각 특징점의 디스크립터를 계산하고 매칭하는 작업이 필요하다. 본 논문에서는 위 작업을 수행하기 위해서 ORB feature detector(Oriented FAST and Rotated BRIEF)[11]를 사용하였다. ORB feature detector는 locator와 descriptor라는 두 부분으로 구성되어 있다. locator에서는 영상 변환에 강건한 FAST locator를 사용하여 특징점 위치를 검출한다. 이어서 descriptor에서는 검출한 특징점들을 다른 특징점들과 구별할 수 있도록 BRISK feature descrptor를 사용하여 특징점마다 descriptor를 만들어낸다. 또한, Brute Force Hamming matcher을 사용하여 매칭이 제대로 안 된 특징점은 호모그래피 행렬 검출을 위한 계산에서 제외하였다.

호모그래피 행렬을 검출하기 위한 마지막 절차로 RANSAC[12] 알고리즘을 이용하여 특징점들로부터 호모그래피 행렬을 검출하였다. RANSAC 알고리즘은 임의의 대응점 4쌍을 선택해 변환 행렬을 구하고 일치하는

대응점들, 즉 inlier 정보를 반복적으로 얻고 그 중 inlier의 개수가 최대가 되는 호모그래피 행렬을 최적의 변환 행렬로 선택한다. 하지만 모든 벽면의 호모그래피 행렬 검출을 진행하지는 않고, 벽면에 포함된 특징점의 개수가 일정 임계값 이상이 될 때만 호모그래피 행렬을 검출하였는데, 이유는 벽면에 포함된 특징점의 개수가 너무 적으면 호모그래피 행렬이 제대로 안 구해질 수 있기 때문이다.

3.2 소실점 변환을 통한 소실점 위치 향상 알고리즘

3.1절을 통해 검출된 벽면 간의 호모그래피 행렬을 사용해서 벽면을 포함하는 평면에 속한 소실점을 다른 쪽 평면의 좌표계로 변환하였다. 호모그래피 행렬을 통한 좌표 변환의 식인 수식 (2)를 보면 호모그래피 행렬은 두 평면 간의 관계를 행렬로 표현한 것이기 때문에, 호모그래피 행렬과 원 영상 내의 점의 위치를 알고 있다면 수식에 대입하여 변환한 후의 위치를 알 수 있다. 따라서 호모그래피 행렬과 원 영상에서의 소실점 위치를 수식 (2)에 대입하면 결과 영상에서 소실점의 위치를 알 수 있다.

이러한 방식으로 벽면을 포함하는 평면에 있는 소실점을 호모그래피 행렬을 사용하여 변환했다. 변환된 소실점은 수직, 수평, 정면 소실점 별로 따로 저장해 둔다. 모든 벽면에 이러한 작업을 시행하면 결과적으로 3개의 소실점 별로 변환된 소실점 및 원래 소실점들이 저장된다.

이렇게 모인 소실점들에 대해 영상의 선분들을 사용해서 투표를 시행한다. 투표는 2.1의 수식 (1)의 투표함수와 같다. 이렇게 투표를 시행하여 투표값이 가장 높은 소실점을 수직, 수평, 정면 소실점 별로 보정된 소실점으로 채택한다. 채택된 소실점이 의미하는 바는 단일 영상을 통해서는 후보가 될 수 없는 위치가 소실점 위치의 변환을 통해 후보가 되어 정확도가 향상된 위치로 소실점 위치가 보정됨을 뜻한다.

4. 실험 결과

본 논문을 통해 소실점 위치 향상 알고리즘을 제안하였으며, 개발 및 실험 환경으로는 Windows 10 Pro 64bit 운영체제를 사용하였으며, 라이브러리로는 OpenCV 3.4.1을 사용하였다. 또한, 하드웨어는 Intel의 Core(TM) i5-6600 3.3-GHz CPU를 사용하였다.

실험 데이터로는 직접 촬영한 106 장소의 318개의 영상을 사용하였다. 영상들의 촬영 장소는 학교, 집, 전철 등의 일상적인 장소이다. 대부분 모서리 위주로 촬영하였으며, 한 모서리가 나온 영상과 여러 모서리가 나온 영상이 혼합되어 있다. 또한, 각 벽면 사이의 모서리가 실내 객체로 인하여 폐색되는 영상도 다수 사용하였으며, 바닥은 모든 영상에서 노출되어 있다. 영상 크기는 640x480 (480x640), 640x360 (360x640) 혹은 480x360 (360x480) 사이즈로 통일하였다.

Fig. 6은 제안하는 알고리즘을 통해 향상되는 과정을 보여주는 그림으로, 실험한 영상 중 하나이다. 소실점은 대부분 영상 바깥에 위치하며, 그림으로 표현하기 힘들기 때문에, 검출된 소실점을 이용해서 검출한 레이아웃으로 결과를 시각화하였다. Fig. 6의 첫 번째 행은 기존 방식으로 3개의 영상의 소실점을 검출하고 검출된 소실점으로 레이아웃을 검출한 모습이다. 보정하려고 하는 가운데 영상을 보면 검출 결과가 좋지 않음을 알 수 있다. 그리고 Fig. 6의 두 번째 행은 3개 영상의 결과를 활용하여 제안하는 알고리즘을 통해 가운데 영상의 소실점을 보정하여 향상시킨 후 소실점을 활용하여 레이아웃을 검출한 영상이며, 레이아웃 결과 역시 향상된 것을 확인할 수 있다.

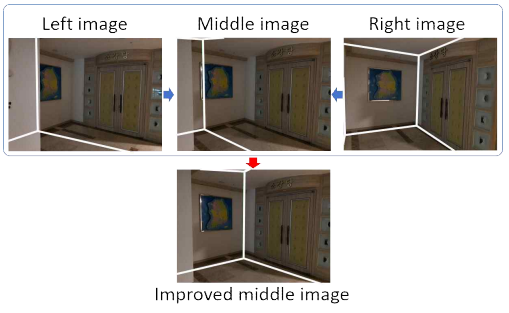

Fig. 6. Process of improving with the proposed algorithm

Fig. 7. Comparison of the result

Table 1. Average error angle of existing and proposed algorithm

		Average error angle
Existing	Vertical	0.5286
	Horizontal	5.9562
	Middle	7.6222
	Average	4.7023
Proposed	Vertical	0.5240
	Horizontal	5.8481
	Middle	7.5058
	Average	4.6259

Fig. 7은 추가로 ground truth 영상과 비교하여 본 영상으로 Fig. 7과 마찬가지로 소실점을 이용하여 검출한 레이아웃을 통해 시각화하였다. Fig. 7에서 볼 수 있듯이 제안하는 알고리즘을 통해 검출된 소실점을 이용하여 검출한 레이아웃이 더 정확한 것을 알 수 있다.

Table 1은 기존 단일 영상으로 소실점을 검출하였을 때와 다중 영상으로 소실점 위치를 보정하였을 때를 비교 분석한 표이다. 오차 각도는 영상의 중심으로부터 Ground Truth 소실점 위치와 검출된 소실점 사이의 각도를 의미하는 것으로, 작을수록 소실점의 위치가 더 정확하다. 표에서 나타나는 바와 같이 평균적으로 약 0.0764도, 약 1.62%p의 오차 각도가 감소한 것을 볼 수 있다. 즉 소실점 위치의 정확도가 향상되었음을 의미한다. 전체 106곳의 위치 중 18곳에 대한 영상에서 평균 오차 각도가 감소하였다. 이는 18곳에 대한 영상에서 소실점 위치의 정확도가 향상되었음을 의미한다.

소실점 위치의 정확도가 향상된 영상들을 분석해보면, 좌측과 우측의 영상에서 검출된 소실점의 위치와 레이아웃의 성능이 좋은 경우에 가운데 영상의 보정된 소실점 역시 정확도가 향상되는 비율이 높았다. 즉 소실점 위치를 보정하려는 영상의 검출된 정보보다 주변 영상들의 검출된 정보가 더 우수할 경우 보정된 소실점 위치가 정확해질 확률이 더 높은 것으로 나타났다.

5. 결론

실험을 통해 기존 방식으로 단일 영상에서만 검출한 소실점의 위치보다 다중 영상을 통해 소실점의 위치를 보정하였을 때 정확도가 향상됨을 확인하였다. 다중 영상을 통해 소실점 위치 향상 알고리즘을 실행하였을 때 약 16%p의 영상에서 정확도가 향상되었다.

본 논문에서는 호모그래피를 통해서 소실점의 위치만을 변환시키고, 변환된 소실점을 통해 소실점 위치를 보정하였다. 하지만 소실점뿐만 아니라 선분, orientation map 등의 다른 데이터를 추가로 변환시켜 소실점 위치 보정 혹은 레이아웃 보정에 활용한다면 더 큰 효과를 기대할 수 있을 것으로 보인다. 따라서 이에 관한 연구를 앞으로 계속 진행해 나갈 계획이다.

References

[1] E. Delage, H. Lee, and A. Y. Ng, “A dynamic Bayesian network model for autonomous 3D reconstruction from a single indoor image,”, pp.2418-2428, Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on, IEEE, 2006.
DOI: http://doi.org/10.1109/CVPR.2006.23

[2] H. Wang, S. Gould, and D. Koller, “Discriminative learning with latent variables for cluttered indoor scene understanding,” Communications of the ACM, Vol.56, No.4, pp.92-99, 2013.
DOI: http://doi.org/10.1145/2436256.2436276

[3] D. C. Lee, M. Hebert, and T. Kanade, “Geometric reasoning for single image structure recovery,” pp.2136-2143, Computer Vision and Pattern Recognition, 2009, IEEE Conference on, IEEE, 2009.
DOI: http://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206872

[4] V. Hedau, D. Hoiem, and D. Forsyth, “Recovering the spatial layout of cluttered rooms,” pp.1849-1856, Computer vision, 2009 IEEE 12th international conference on, IEEE, 2009.
DOI: http://doi.org/10.1109/ICCV.2009.5459411

[5] T. Shao, W. Xu, K. Zhou, J. Wang, D. Li, and B. Guo, “An Interactive Approach to Semantic Modeling of Indoor Scenes with an RGBD Camera,” ACM Transactions on Graphics, Vol.31, No.6, Article 136, 2012.
DOI: http://doi.org/10.1145/2366145.2366155

[6] S. Choi, Q. Zhou, and V. Koltun, “Robust Reconstruction of Indoor Scenes,” pp.5556-5565, 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
DOI: http://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7299195

[7] S. Jung, C. Lee, and H. Choi, “Method for structural vanishing point detection using orthogonality on single image,” Korean Society for Internet Information, Vol.18, No.5, pp.39-46, 2017.
DOI: http://dx.doi.org/10.7472/jksii.2017.18.5.39

[8] Y. Cha, D. Lee, B. Kim, and S. Jung, “Robust Vanishing Points Detection from Multiple Images,” Korea Information Science Society, Vol.31, No.1, pp.745-747, 2004.
DOI: http://www.dbpia.co.kr/Journal/ArticleDetail/NODE00629007

[9] J. M. Coughlan, A.l. Yuille, “Manhattan World: Compass Direction from a Single Image by Bayesian

Inference," pp.941-947, Seventh IEEE International Conference on Computer Vision,1999.
DOI: http://doi.org/10.1109/ICCV.1999.790349

[10] R. Szeliski, "Image alignment and stitching: A tutorial," Technical Report MSR-TR-2004-92, Microsoft Research, 2004.
DOI: https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/image-alignment-and-stitching-a-tutorial/

[11] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, "ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF," pp.2564-2571, 2011 IEEE International Conference on Computer Vision, 2011.
DOI: http://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544

[12] M. A. Fischler, and R. C. Bolles, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography", Communications of the ACM, Vol.24, No.6, pp.381-395, 1981.
DOI: http://doi.org/10.1145/358669.358692

이 창 형(Chang-Hyung Lee) [준회원]

- 2017년 2월 : 숭실대학교 컴퓨터학부 공학사
- 2017년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 대학원 미디어학과 공학석사 과정

<관심분야>
컴퓨터 비전, 패턴인식, 실내공간 구조 검출

최 형 일(Hyung-Il Choi) [정회원]

- 1979년 2월 : 연세대학교 전자공학전공 학사
- 1983년 12월 : 미시간대학교 전산학전공 석사
- 1987년 6월 : 미시간대학교 전산학전공 박사
- 1989년 3월 ~ 1999년 12월 : 숭실대학교 컴퓨터학부 교수
- 2000년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 미디어학과 교수

<관심분야>
컴퓨터비전, 패턴인식, 증강현실, 영상처리