

다중 초기 소실점을 이용한 소실점 검출 방법

Vanishing Point Detection Method Using Multiple Initial Vanishing Points

이창형, 최형일
숭실대학교 미디어학과

Chang-Hyung Lee(changlee0310@hanmail.net), Hyung-Il Choi(hic@ssu.ac.kr)

요약

본 논문은 다중 초기 소실점 후보를 사용해서 소실점을 검출하는 것을 제안한다. 소실점은 3차원 구조 복원 등에 사용되는 중요한 기하정보이다. 소실점은 실내 환경의 경우 세 개의 소실점이 검출된다. 기존 초기 소실점을 하나만 검출하는 방식은 가장 높은 투표합의 초기 소실점이 최적의 소실점의 위치와 다를 수 있기에 부정확 할 수 있다. 따라서 여러 개의 초기 소실점 후보 중 가장 좋은 소실점 후보를 채택하는 방식을 사용하면 처음 구해지는 초기 소실점이 적절치 않은 소실점일 경우를 대비할 수 있다. 또한 본 논문에서는 검출된 소실점을 후처리를 통해서 소실점의 위치를 조정하는 방법을 제안한다. 후처리를 통해 기존 보다 정확한 소실점을 검출할 수 있다. 실험 결과는 제안하는 방법을 통해 소실점 검출의 정확도가 기존 방법보다 약 1~2% 가량 높음을 보여주며, 이에 따라 성능이 향상되었음을 알 수 있다.

■ **중심어** : | 소실점 검출 | 다중 초기 소실점 | Mean-Shift | 공간 정보 |

Abstract

In this paper, we propose a vanishing point detection method using multiple initial vanishing points. Vanishing points are important geometric information that is used for reconstructing 3D structures. Three vanishing points are detected for indoor scenes. In the previous work, it could be inaccurate to detect only one initial vanishing point, because initial vanishing point getting most highest sum of voting could be deferent from the best initial vanishing point. Therefore the method which sets multiple initial vanishing point and detects a best vanishing point from them gives us preparation for the prior case. Also in this paper, we propose a adjusting vanishing point method by postprocessing of detected vanishing points. We could detect more accurate vanishing point by using postprocessing. Experimental results show that the accuracy of the vanishing point detection is about 1~2% higher than that of the existing method through the proposed method and the performance is improved accordingly.

■ **keyword** : | Vanishing Point Detection | Multiple Initial Vanishing Points | Mean-Shift | Spatial Information |

1. 서론

최근 4차 산업의 등장으로 인하여 인공지능 분야에

대한 관심이 증대되고 있다. 이와 관련하여 사람의 역할을 대체 가능한 지능형 로봇에 대한 관심도 높아지고 있다. 지능형 로봇을 위한 개발 과정에서 사람의 감각

* 본 연구는 2017년도 정부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업입니다.
(NRF-2017R1D1A1B03034114)

접수일자 : 2017년 11월 07일

수정일자 : 2017년 12월 08일

심사완료일 : 2017년 12월 08일

교신저자 : 최형일, e-mail : hic@ssu.ac.kr

들 중 시각의 비중이 약 70%로 가장 높기 때문에 사람의 시각을 표현할 수 있는 컴퓨터 비전 기술에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 특히 지능형 로봇의 안정적인 동작을 위해서는 주변 환경을 파악하여 자신의 위치를 인식해야하기 때문에 실내 공간 인식이 중요하다.

또한 실내 공간 인식은 AR 및 VR에 접목시킬 수 있으며, 실내 인테리어를 위한 소프트웨어 개발에도 이용되고 있다. 이처럼 실내 공간 정보는 여러 분야에서 활용되고 있으며, 실내 공간 인식 방법은 여러 분야에 응용 가능하다.

실내 공간을 인식하기 위해서 공간 정보를 파악하는 여러 연구들이 있어왔다. Wang[1]은 수기의 labeling 없이 공간의 구조만을 학습시켜서 clutter를 검출하였다. Delage[2]은 Dynamic Bayesian network를 모델링하여 학습함으로써 바닥의 경계를 검출하였다.

실내 공간의 벽면 레이아웃을 검출하는 연구도 진행되었다. Hedau[3]는 실내 공간에 3차원 상자를 위치시키고 소실점과 픽셀 별 표면 label을 사용해서 조정해가는 방식으로 실내 공간 정보를 파악했다. Lee[4]는 Geometric Reasoning을 통하여 공간 정보 후보군을 생성하고 Orientation Map을 사용하여 평가하였다. Lee[5]는 다른 논문에서는 3차원에서 물체가 차지하는 용적을 표현하는 방식을 사용하여 표면의 기하학적 구조를 측정하였다.

공간 정보를 표현하는 방법 중 소실점을 이용하는 방법이 있다. 소실점은 카메라 파라미터 추정, 3차원 구조 복원 등에 사용되는 중요한 기하정보이므로 검출을 위한 여러 연구들이 있었다. 최근에는 세 개의 소실점 중 초기 소실점을 하나만 검출 후 나머지 소실점 두 개를 구조적 방법을 통해 검출하였다[6]. 하지만 이러한 방법은 초기 소실점이 잘못된 경우 나머지 소실점 역시 정확도가 떨어질 수 있다. 본 논문은 이를 개선할 수 있는 방법을 제안한다.

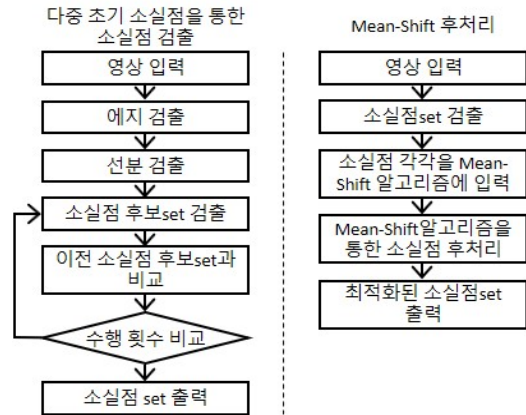


그림 1. 시스템 전체 흐름도

[그림 1]에서는 제안하는 시스템의 전체 흐름도를 보여준다. 본문의 1장에서는 기존 소실점 검출 방법을 설명한다. 본문의 2.1장에서는 다중 초기 소실점을 통한 소실점 검출을 설명하고, 본문의 2.2장에서는 Mean-Shift 알고리즘을 이용한 소실점 후처리를 설명한다. 결론에서는 제안하는 방법을 사용한 실험 결과 및 제안하는 방법을 통해 개선되는 면을 설명한다.

II. 본론

1. 소실점 관련 기존 연구

1.1 단일 초기 소실점을 이용한 소실점 검출

실제 3차원 장면을 2차원의 영상으로 가져올 때 3차원 상에서는 평행하는 직선이 2차원 영상에서는 만나게 되고 이 점을 소실점이라 부른다. 실내공간의 경우 3개의 소실점이 존재한다. 소실점 검출은 다음과 같이 진행된다.

입력 영상 내의 선분들의 교점 중에서 소실점을 검출하기 때문에 우선 영상에서 에지를 검출한 후 에지로부터 선분을 검출한다. 그리고 가우시안 구를 이용해 선분들의 교점을 검출한다[7].

산출된 교점들은 소실점의 후보가 된다. 교점들과 선분들의 관계는 [그림 2]와 같이 표현할 수 있다.

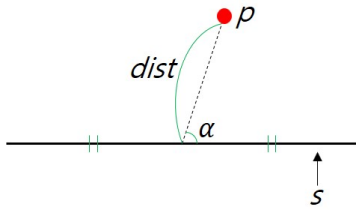


그림 2. 선분과 교점과의 관계

s 는 선분, p 는 교점, α 는 교점과 선분이 이루는 각도, $dist$ 는 교점과 선분의 중심까지의 거리이다. 교점들 중 소실점을 검출해내기 위해서 영상 내의 선분들이 교점에 얼마나 영향을 주는지를 투표 함수 $vote$ 를 통해 평가한다[3]. $vote$ 함수에 관한 수식은 수식 (1)와 같다.

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

수식(1)에서 교점과 선분의 중심까지의 거리 $dist$ 가 선분 길이 $|s|$ 의 절반 길이보다 크면 위의 식으로 계산한다. 하지만 $dist$ 가 선분 길이 $|s|$ 의 절반 길이보다 작으면 이 점은 선분 바로 옆에 있기 때문에 교점일 가능성이 낮아서 0으로 평가한다. $vote$ 함수는 선분의 길이 $|s|$ 가 길수록, 교점과 선분이 이루는 각도 α 가 작을수록 큰 값을 부여한다. σ 값은 상수로 0.1을 사용하였다.

교점마다 각각의 선분이 투표 함수를 통해 투표한 값의 합을 계산하여 가장 투표 합이 가장 큰 교점이 바로 초기 소실점이 된다.

초기 소실점을 산출한 후 두, 세 번째 소실점을 추출하기 위해서 소실점 간의 직교성을 이용한 구조적 소실점 검출 방법을 이용한다[6].

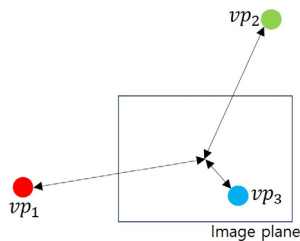


그림 3. Image Plane과 세 소실점

세 개의 소실점은 직육면체에서 한 꼭짓점에 모이는 세 모서리와 같다고 할 수 있기 때문에 서로 직교한다. 하지만 [그림 3]과 같이 세 소실점 vp_1, vp_2, vp_3 은 Image Plane에서는 직교하지 않는다. Image Plane으로부터 일정 거리에서 세 소실점이 직교하게 되는 지점이 존재하는데, 이 직교하게 되는 거리인 z 값을 찾아줌으로써 2개의 소실점만으로 나머지 소실점의 위치도 찾을 수 있다.

이러한 직교성을 이용한 방법으로 모든 교점마다 그에 상응하는 orthogonal point를 찾고 교점과 orthogonal point의 투표합의 합을 구하여 그 합이 가장 높은 쌍을 두, 세 번째 소실점으로 정한다.

2. 다중 초기 소실점을 이용한 소실점 검출

2.1 다중 초기 소실점을 이용한 소실점 검출

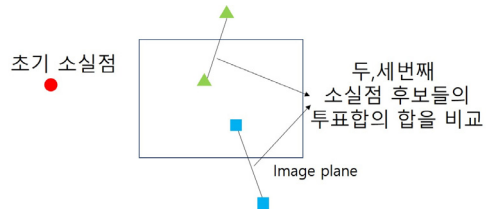
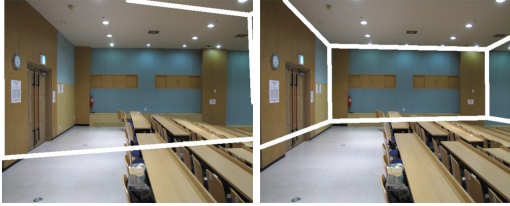


그림 4. 기존 소실점 검출 방법

기존 방식에서는 [그림 4]와 같이 초기 소실점을 투표합을 통해서 한 개만 검출한 후 나머지 두 소실점을 검출할 때에는 직교성을 이용하여 여러 후보를 두고 검출한다. [그림 4]에서 빨간 점은 초기 소실점, 삼각형과 사각형은 두, 세 번째 소실점 후보들 중 일부를 표현한 것이다.

하지만 초기 소실점을 투표합을 통해 한 번에 검출하는 방식은 가장 높은 투표합의 초기 소실점이 최적의 소실점의 위치와 다를 수 있다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위해 추출된 초기 소실점에 대해 보정이 필요하다. [그림 5]는 기존 방법과 제안하는 방법을 통해 검출된 소실점으로 레이아웃을 시각화한 영상이다. 기존 방법으로는 최적의 소실점이 검출되지 않았음을 보여준다. 그렇기 때문에 초기 소실점을 초기 소실점의 투표합만으로 단일하게 구하는 것은 무리가 있다.



(a) (b)

그림 5. (a)기존 방법과 (b)제안하는 방법을 통해 검출된 소실점으로 레이아웃을 시각화한 영상

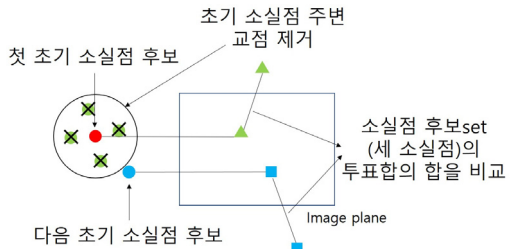


그림 6. 제안하는 소실점 검출 방법

본 절에서는 투표합이 가장 높은 최상위 한 개의 교점만을 가지고 초기 소실점을 구했던 방식 대신 [그림 6]과 같이 여러 개의 후보 초기 소실점을 두는 방식을 제안한다. [그림 6]의 빨간 원형의 점은 첫 초기 소실점 후보를 의미하고 파란 원형의 점은 다음에 검출된 초기 소실점 후보를 의미한다. [그림 6]에서는 초기 소실점에 따라 검출된 나머지 두 소실점이 달라지고, 그 세 개의 소실점set을 서로 비교한다. 투표합이 높은 상위의 여러 개의 교점들을 초기 소실점 후보로 하여 초기 소실점이 정해지는 폭을 더 넓혔다. 이에 따라 더 다양하고 다른 소실점과 관계가 깊어진 초기 소실점을 검출할 수 있었다.

또한 초기 소실점 후보를 일단 구하면 그 주위의 교점들을 다음 초기 소실점 후보에서 제거함으로써 초기 소실점이 한 곳에 집중되어 검출되는 것을 방지하였다. [그림 6]에서 큰 원 안의 초록 원형의 점들이 초기 소실점 주변의 교점들이고 X표시는 교점들이 다음 후보에서 제거됨을 의미한다.

제안하는 다중 초기 소실점을 통한 소실점 검출 방법 알고리즘은 [표 1]과 같다.

표 1. 제안하는 다중 초기 소실점을 통한 소실점 검출 방법의 알고리즘

- For $t = 1, \dots, n$
1. 초기 소실점 후보를 투표합이 가장 높은 교점으로 선택
 2. 나머지 두 소실점 후보를 구조적인 소실점 검출방법으로 검출하여 세 소실점 후보set을 $vpSetTemp$ 에 저장
 3. 세 소실점 후보set에서 소실점 각각의 투표합의 합을 구함

$$sum_{new} = \sum_i^n vote(s_i, vp_1) + \sum_i^n vote(s_i, vp_2) + \sum_i^n vote(s_i, vp_3) \quad (2)$$

4. 초기 소실점 후보에서 주변 거리 안에 있는 교점들은 다음 소실점 후보 검출 대상에서 제거

$$dist_{vp_i, zero} = |vp_1 - (0, 0, z)| * \sigma_1 \quad (3)$$

$$if (|vp_1 - p_i| < dist_{vp_i, zero} | i = 0, \dots, k) \quad (4)$$

$$delete(p_i)$$

5. 이전 소실점 후보set의 투표합의 합과 새로운 소실점 후보set의 투표합의 합을 비교하여 큰 쪽을 $vpSet$ 에 저장.(이전에 저장된 값이 없으면 바로 바로 $vpSet$ 에 저장)

$$if (sum_{old} < sum_{new}) \quad (5)$$

$$vpSet = vpSetTemp$$

6. 최종적으로 $vpSet$ 에 저장되어 있는 소실점 후보set을 최종적인 소실점set으로 선택

[표 1]의 1~5는 정해놓은 횟수 n만큼 반복된다. 기존의 방식을 사용하여 교점들 중 투표 함수를 통해 계산한 투표합이 가장 큰 교점을 초기 소실점 후보로 검출한다. 나머지 두 소실점 후보는 앞 절의 구조적 소실점 검출 방법을 이용하여 검출한다. 이 과정을 통해서 세 개의 소실점으로 이루어진 소실점 후보set이 구해지고 $vpSetTemp$ 에 저장된다.

소실점 후보set이 구해지면 [표 1]의 수식 (2)와 같이 소실점 후보 각각 투표 함수를 통해 투표 합을 구하고 그 투표합들의 합을 sum_{new} 에 저장한다. 수식 (2)에서 s_i 는 선분, vp_1, vp_2, vp_3 은 세 소실점 후보를 의미한다.

그 후 [표 1]의 수식(3)과 수식(4)을 통해 앞서 검출된 초기 소실점 후보 주위의 교점들을 다음 초기 소실점 후보가 될 수 있는 교점들에서 제거해준다. 이것은 다음 초기 소실점 후보 검출 시, 단순히 투표합이 가장 높은 두 번째 교점을 다음 초기 소실점 후보로 정하면 초

기 소실점 후보들이 일부 위치에 몰릴 가능성이 높기 때문이다. 그럴 경우 의미 있는 결과를 얻기 힘들다. 따라서 검출된 초기 소실점 후보 주위의 교점들을 다음 후보에서 제거해줌으로 이전에 검출된 초기 소실점 후보에서 떨어져 있는 교점들이 다음 초기 소실점 후보로 검출되도록 하였다.

수식 (3)의 $dist_{vp_1, zero}$ 는 원점으로부터 초기 소실점 후보까지의 거리의 일정 비율을 의미하며, vp_1 은 초기 소실점 후보이며, σ_1 은 상수이다. 수식 (4)의 $|vp_1 - p_i|$ 는 교점 p_i 로부터 초기 소실점 후보 vp_1 까지의 거리이다. 이때 소실점 주변의 거리의 범위를 절대적인 값으로 정할 수도 있으나 소실점으로부터 원점까지의 거리의 비율로 정했고 그 비율을 위해 σ_1 값으로 0.15을 사용했다.

수식 (5)에서는 이전에 저장된 소실점 후보set의 투표합의 합과 새로운 소실점 후보set의 투표합의 합을 비교한다. 수식 (5)에서 $vpSet$ 은 저장되어 있던 이전 소실점 후보set, $vpSetTemp$ 는 새로운 소실점 후보set을 의미한다. 비교한 값이 큰 소실점 후보set이 소실점 후보set으로 저장된다.

[표 1]의 1~5를 정해놓은 횟수 n만큼 모두 실행 후 최종적으로 $vpSet$ 에 저장되어 있는 소실점 후보set이 최종적인 소실점set이 된다.

2.2 mean-shift를 이용한 소실점 후처리

세 소실점들을 단순히 검출한 이후에 후처리를 통해 더욱 최적화된 소실점을 검출해내는 것이 가능하다. 본 절에서는 [그림 7]과 같이 mean-shift 알고리즘[8]을 통해서 소실점들에 대해 후처리해주는 방법을 적용했다.

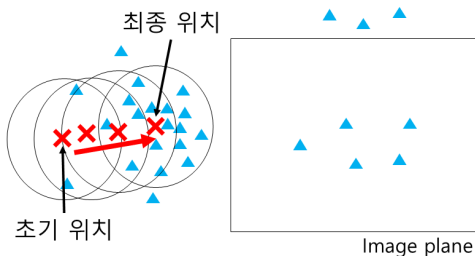


그림 7. mean-shift를 이용한 소실점 후처리 작업

[그림 7]의 삼각형은 선분들의 교점들을 의미하며 원은 소실점의 주변을 의미하며, X는 소실점 주변의 교점들의 평균 위치를 의미한다. 초기 위치는 검출된 소실점의 위치를 의미하는데, 그곳을 중심으로 원을 그려 그 안의 교점들의 평균 위치를 따라가는 모습을 보여준다. 이를 통해 소실점 위치 근처 교점이 밀집된 위치로 이동하게 됨으로써 더 정교한 소실점 위치가 검출된다.

mean-shift를 이용한 소실점 후처리 알고리즘은 [표 2]와 같다. mean-shift를 이용하기 위해서는 먼저 소실점set이 검출되어 있어야 한다. 검출한 소실점set의 세 소실점에 각각 [표 2]의 mean-shift 알고리즘을 통한 작업을 해준다. 소실점의 위치를 vp_{old} 에 저장하고 [표 2]의 알고리즘을 진행한다.

표 2. mean-shift를 이용한 소실점 후처리 알고리즘

```

For t = 1,...,n
1. 소실점 주위 일정 거리 안의 교점 검출

 $dist_{vp_{old}, zero} = |vp_{old} - (0, 0, z)| * \sigma_2$  (6)
if ( $|vp - p_i| < dist_{vp_{old}, zero} | i = 0, \dots, k$ ) (7)
    put ( $p_i$ ) to CLOSE{ }

2. 교점들의 평균 위치 계산

 $p_{avg} = (\sum_i^n p_i) / n$  (8)

3. 이전 소실점 위치 혹은 이전 평균 위치와의 거리 계산

 $dist_{vp_{old}, zero} = |vp_{old} - (0, 0, z)| * \sigma_3$  (9)

4. 거리가 일정 거리 안에 들면 반복문 나가고 아니면 평균 위치를 소실점 위치에 저장

if ( $|vp_{old} - p_{avg}| < dist_{vp_{old}, zero}$ ) (10)
    break
else
     $vp_{old} = p_{avg}$ 

5. 만약 1~4를 수행한 횟수가 정해놓은 횟수 n 이상이면 반복문 나감

6. 최종적으로  $vp_{old}$ 에 저장되어 있는 평균 위치를 소실점의 위치로 선택
    
```

우선 [표 2]의 수식(6)과 수식(7)을 통해 소실점 주위 일정 거리 안에 있는 선분들의 교점들을 검출한다. 수식(6)의 $dist_{vp_{old}, zero}$ 는 원점으로부터 소실점까지의 거

리의 일정 비율을 의미하며, vp_{old} 는 저장된 소실점의 위치이며, σ_2 은 상수이다. 수식 (7)의 CLOSE 집합은 가까운 거리의 교점들을 포함하는 집합이다. 이때 소실점 주위 일정 거리의 범위는 절대적인 값으로 정할 수도 있으나 소실점으로부터 원점까지의 거리의 비율로 정했고 그 비율을 위해 σ_2 값을 0.1로 사용했다. 수식(7)에 따라 교점과 소실점 간의 거리가 소실점과 원점 사이의 거리의 일정 비율 안에 들어오면 CLOSE 집합에 해당 교점을 추가한다.

그 후 [표 2]의 수식(8)과 같이 소실점 주위의 검출한 교점들의 평균 위치 p_{avg} 를 구한다. 수식(8)의 n 은 소실점 주위에 검출된 교점들의 개수이다.

계속 알고리즘을 반복할지 여부를 선택하기 위한 사전 작업으로 [표 2]의 수식(9)와 같이 원점으로부터 소실점까지의 거리에 σ_3 을 곱해줌으로써 원점으로부터 소실점까지의 거리의 일정 비율 값을 조정해준다. 이 값은 소실점과 교점들의 평균 위치와의 거리와 비교하는 임계값이 되는데, 이 값을 절댓값이 아닌 소실점으로부터 원점까지의 거리의 비율로 정했고 그 비율을 위해 σ_3 값을 0.01로 사용했다.

그 후 소실점과 교점들의 평균 위치와의 거리가 [표 2]의 수식(9)에서 저장한 값보다 작을지를 [표 2]의 수식(10)과 같이 확인해서 그럴 경우 알고리즘 반복을 멈추고 그렇지 않으면 소실점의 위치 vp_{old} 에 평균 위치 p_{avg} 를 저장한다.

또한 작업을 수행한 횟수 t 를 계산해서 일정 횟수 n 이상이 되면 정지하도록 한다. 그렇지 않다면 [표 2]의 1~5를 반복한다.

알고리즘 실행 후 최종적으로 vp_{old} 에 저장되어 있는 위치가 소실점의 위치가 된다.

III. 실험 결과 및 결론

1. 실험 결과

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 개발 및 실험한 환경의 운영체제는 Windows 10 Pro 64bit OS를 사용하였으며, 개발 툴은 Visual Studio 2015 Community와

OpenCV 3.10을 사용하였다. 하드웨어로는 Intel사의 Core(TM) i5-6600 3.30GHz CPU와 8GByte 메모리로 구성된 컴퓨터를 사용하였다.

실험을 위해 직접 촬영한 영상과 온라인을 통해 수집한 실내 영상 204장을 데이터로 사용하였다. 벽이 1개만 보이는 영상부터 3개가 보이는 경우까지 다양한 영상을 준비했고, 각 벽면 사이의 모서리가 실내 객체로 인하여 폐색되는 영상도 사용하였으며, 바닥은 모든 영상에서 노출되도록 하였다.

[그림 8]은 다중 초기 소실점을 통한 소실점 검출 결과로 검출된 소실점을 시각화하기 위해 소실점을 이용하여 레이아웃을 검출한 결과이다. 첫 번째 열은 Ground Truth 영상, 두 번째 열은 기존 방식[6]을 통해 검출된 영상, 세 번째 열은 제안하는 방식을 통해 검출된 영상이다. 결과를 통해 보이듯이 제안하는 방식을 통한 결과 영상이 기존 방식에 비해 개선된 것을 확인할 수 있다.

[그림 9]는 mean-shift를 이용한 소실점 후처리 결과로 [그림 7]과 마찬가지로 검출된 소실점을 이용하여 레이아웃을 검출한 결과이다. 첫 번째 열은 Ground Truth, 두 번째 열은 Mean-Shift로 소실점 위치를 후처리를 하지 않은 결과 영상, 세 번째 열은 Mean-Shift로 소실점 위치를 후처리한 결과 영상이다. Mean-Shift를 사용했을 때 사용전보다 개선되는 것을 확인할 수 있다.

[표 3]은 기존 방식과 제안하는 방식을 사용 시 소실점 검출 정확도이고, [표 4]는 기존 방식 대비 향상된 정도이다. [표 3]의 Pass는 정상적으로 인식된 영상, Fail은 정상적으로 인식되지 못한 영상을 의미한다. [표 4]의 upgraded는 기존 방식 대비 소실점 검출의 정확도가 향상된 영상, degraded는 기존 방식 대비 정확도가 약화된 영상을 의미한다.

[표 3]에서 확인할 수 있듯이 기존 방식에 비해 제안하는 방식의 인식률이 높은 것을 확인할 수 있다. 다중 초기 소실점과 mean-shift 방식은 Pass, Fail만으로 평가하였을 경우 그 결과가 유사함을 보였다. [표 4]에서는 mean-shift보다는 다중 초기 소실점을 이용할 경우가 향상된 영상의 수와 약화된 영상의 수 면에서 미세하게 더 나은 결과를 보였다.



그림 8. 초기 소실점의 개수에 따른 소실점 검출 결과



그림 9. mean-shift를 이용한 소실점 후처리 결과

표 3. 기존 방식, 다중 초기 소실점, mean-shift 사용 시 정확도

	Pass	Fail
기존 방식	78.4%	21.6%
다중 초기 소실점	80.4%	19.6%
mean-shift	79.9%	20.1%

표 4. 기존 방식 대비 제안하는 방법의 정확도

	Upgraded	Degraded
다중 초기 소실점	12.3%	2.9%
mean-shift	11.8%	4.4%

2. 결론

실험을 통해 기존 방식으로 소실점을 검출할 때보다 제안하는 방식으로 소실점을 검출할 때 소실점 검출의 정확도가 향상됨을 확인하였다. 다중 초기 소실점 방식과 mean-shift 방식 모두 기존 방식보다는 개선된 결과를 보였고 두 방법 중에서는 다중 초기 소실점 방식이 더 나은 결과를 보였다. 하지만 mean-shift 와 같은 후처리 알고리즘을 적절히 사용 시 더 향상된 결과를 가져올 수 있다는 가능성을 보여주었으므로 추가적인 연구가 필요할 것으로 보인다.

참고 문헌

[1] 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.

[2] E. Delage, H. Lee, and A. Y. Ng, "A dynamic Bayesian network model for autonomous 3D reconstruction from a single indoor image," Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on, IEEE, pp.2418-2428, 2006.

[3] V. Hedau, D. Hoiem, and D. Forsyth,

"Recovering the spatial layout of cluttered rooms," Computer vision, 2009 IEEE 12th international conference on, IEEE, pp.1849-1856, 2009.

[4] D. C. Lee, M. Hebert, and T. Kanade, "Geometric reasoning for single image structure recovery," Computer Vision and Pattern Recognition, 2009, IEEE Conference on, IEEE, pp.2136-2143, 2009.

[5] D. C. Lee, A. Gupta, M. Hebert, and T. Kanade, "Estimating spatial layout of rooms using volumetric reasoning about objects and surfaces," Advances in neural information processing systems, Vol.23, pp.1288-1296, 2010.

[6] 정성기, 이창형, 최형일, "소실점의 직교성을 이용한 구조적인 소실점 검출 방법," 인터넷정보학회, 제18권, 제5호, pp.39-46, 2017.

[7] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift: a Robust approach toward feature space analysis," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.24, No.5, pp.503-519, 2002.

[8] E. Lutton, H. Maitre, and J. Lopez-Krahe, "Contribution to the determination of vanishing points using Hough transform," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, Vol.16, No.4, pp.430-438, 1994.

저자 소개

이창형(Chang-Hyung Lee)

준회원



- 2017년 2월 : 숭실대학교 컴퓨터 학부(공학사)
- 2017년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 미디어학과 석사과정

<관심분야> : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 실내 공간 구조 검출

최 형 일(Hyung-II Choi)

정회원



- 1979년 : 연세대학교 전자공학과 공학사
 - 1983년 : 미시간대학 전기전산학과 공학석사
 - 1987년 : 미시간대학 전기전산학과 공학박사
 - 1989년 ~ 1999년 : 숭실대학교 컴퓨터학부 교수
 - 2000년 ~ 현재 : 숭실대학교 미디어학과 교수
- <관심분야> : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 증강현실 등