

소실점의 직교성을 이용한 구조적인 소실점 검출 방법[☆]

Method for Structural Vanishing Point Detection Using Orthogonality on Single Image

정 성 기¹ 이 창 형^{1*} 최 형 일^{1*}
Sung-Gi Jung Chang-Hyung Lee Hyung-Il Choi

요 약

본 논문은 도심을 촬영한 실내, 실외의 영상은 대부분 직육면체를 이룬다는 "Manhattan World" 가정을 기반으로 한 소실점의 직교성을 이용한 구조적인 소실점 검출 방법을 제안한다. 소실점들이 서로 직교하는 특징은 3개의 소실점 중 검출되지 않은 소실점을 추론하는데 매우 유용하게 사용될 수 있으며 소실점이 근접하여 검출되는 경우를 방지할 수 있다. 본 논문에서는 통계적인 접근을 통해 수직 소실점을 검출하고 구조적인 방법으로 수평, 전방 소실점을 검출하였다. 실험결과에서는 제안된 방법이 기존 방법과 비교하여 소실점 검출 정확도가 향상됨을 보인다.

☞ 주제어 : 소실점 검출, 소실 선, 공간 정보

ABSTRACT

In this paper, we proposes method of vanishing point detection using orthogonality of vanishing point, under the "Manhattan World" assumption that the structure of the city is mostly grid and vanishing point are orthogonal to each other. The feature that the vanishing point are orthogonal to each other can be useful for inferring the missing point that are not detected among the three vanishing point, and prevent the vanishing point detected close to the other vanishing point. In this paper, we detect Vertical vanishing point through statistical approach and detect Horizontal and Front vanishing point through structural approach. Experimental results show that the proposed method improves the detection accuracy of the vanishing point compared with the existing method.

☞ keyword : Vanishing Point Detection, Vanishing lines, Spatial Layout

1. 서 론

2D 영상에서 소실점을 검출하기 위한 방법으로 "Manhattan World" 가정을 이용하여 소실점 위치를 근사화 하려는 아이디어는 Coughlan[1] 이 1999년에 처음 제안하였다. 그 후 Hedau[2]가 입체 박스를 사용하여 실내 영상에서 공간 정보를 검출하고자 하였다.

소실점으로 공간 정보의 후보 군을 생성하고 평가하는 방법에 대한 연구는 크게 두 종류의 접근법으로 나뉜다.

공간 정보를 정확하게 검출하기 위해 추가적인 특징 검출에 대한 연구[3-5]와 공간 정보 추론 방법에 대한 연구[6-8]가 있다.

특징 검출 방법에 있어서 Hedau[2]은 표면 정보를 {중간 벽, 오른쪽 벽, 왼쪽 벽, 천정, 바닥, 물체}로 정의하여 공간정보를 평가할 수 있는 Geometric context를 제안하였다. Lee[4]는 실내 영상에서 검출된 선분과 소실점을 기반으로 실내 영상의 기하학적 공간 정보를 추론하려는 Orientation Map을 제안하였다. 최근에는 Ramalingam[5]은 서로 다른 소실점에 속한 선분의 교점을 검출하고 해당 교점을 통계적으로 분류하여 공간 정보를 추론하는 Manhattan Junction을 제안하였다.

공간 정보 추론 방법은 기존 추가적인 특징 검출 연구들[3-5]에서 연구 된 특징을 융합 하여 사용하거나[6] 추가적인 추론 방법을 연구[7,8]하였다.

Gupta[6]은 입력 영상으로부터 Geometric context와 Orientation Map특징을 추출하고 Clutter의 부피 정보를 고려하여 Clutter와 3차원 공간 상에서 중첩되지 않는 공간

¹ School of Media, Soongsil Univ, Seoul, 156-881, Korea.

* Corresponding author (hic@ssu.ac.kr)

[Received 7 April 2017, Reviewed 5 June 2017 (R2 1 August 2017), Accepted 17 August 2017]

☆ 본 연구는 2017년도 정부의 제원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업입니다. (NRF-2017RID1A1B03034114)

☆ 본 논문은 중소기업청에서 지원하는 2015년도 산학연협력 기술개발사업(기업부설연구소 신규설치)(No. C0342479)의 연구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

정보를 추론하였다. Pero[7]는 실내의 객체와 벽면에 존재하는 사각 구조를 통하여 상대적인 벽의 높이와 넓이를 추론하는 방법을 제안한다.

소실점은 공간정보 추론 과정에서 공간정보 후보 군을 생성하는 요소이며, 공간정보 후보 군을 평가하는 특징인 Orientation map, Manhattan Junction 등 에도 기반이 되어 영향을 준다. 본 논문에서 제안하는 구조적인 소실점 검출 방법을 통해 정확한 소실점을 검출하는 것은 앞선 연구들의 정확도를 향상 시킬 수 있다.

본 연구에서는 구조적인 정의를 만족하는 소실점을 검출하기 위해 통계적인 방법으로 수직 소실점의 후보 군을 축소하는 방법과 투시중심점을 사용하여 구조적으로 소실점을 검출하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2.1장에서는 선분 검출을 위한 방법에 대하여 기술한다. 2.2장에서는 검출된 선분들의 교점을 가우시안 구(Gaussian Sphere)를 통하여 구하는 방법을 설명한다. 2.3장에서는 교점을 소실점 후보로 정의하여 각 교점에 선분들이 가중치를 더하는 방법에 대하여 설명한다. 2.4장에서는 수직 소실점 검출을 위한 통계적인 방법의 소개와 근거에 대하여 기술한다. 2.5장에서는 수직소실점과 소실점 후보를 통하여 소실점의 직교성을 만족하는 영상평면과 가우시안 구의 거리 z 를 구하는 방법과 수직 점(Orthogonal Point)을 구하는 방법에 대하여 기술한다. 2.6장에서는 쌍을 이루는 소실점 후보와 Orthogonal Point에 대하여 선분이 투표하는 방법과 수평, 전방 소실점을 검출하는 방법에 대하여 설명한다. 3장에서는 제안하는 알고리즘을 평가하는 방법과 결과 분석에 대하여 기술하며 4장에서는 결론과 향후 연구에 대하여 기술한다.

2. 순차적인 소실점 검출 방법

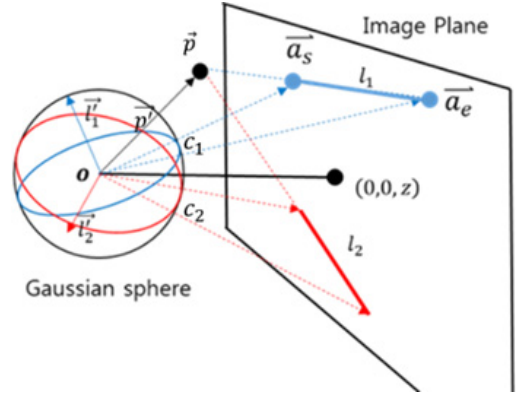
입력 영상으로부터 선분을 검출하기 위해 Canny Edge Detector를 사용하여 에지 영상을 구하였다. 에지가 검출된 위치의 화소들의 밝기의 방향을 k 단계로 나누어 그룹화하고, 공분산을 이용하여 선분을 검출[9]하였다.

2.1 소실점 후보 검출

입력 영상에서 검출된 선분들이 연장선상에서 서로 수렴하는 교점을 소실점 후보로 정의한다. 교점을 검출하기 위해 가우시안 구를 통한 교점 검출[10]을 사용하였다.

가우시안 구의 중심점을 좌표 계의 중심으로 정의하

고, 입력영상의 중심은 z 축 방향으로 z 만큼 떨어진 점이다. 즉 영상의 모든 점의 z 값은 동일하다.



(그림 1) 가우시안 구(Gaussian sphere)를 통한 교점 검출 방법

(Figure 1) Cross point detection through Gaussian sphere

그림 1에서 선분 l_1 과 가우시안 구의 원점 O 를 지나 는 평면은 가우시안 구위의 원 c_1 을 그리고, 법선 벡터 \vec{l}'_1 은 수식 1과 같이 선분 l_1 의 시작과 끝 점 벡터 \vec{a}_s, \vec{a}_e 의 외적에 의해 얻어진다.

$$\vec{l}'_1 = \vec{a}_s \times \vec{a}_e \quad (1)$$

선분 l_2 도 동일한 원리에 의해 c_2 를 그리게 되며 수식 1을 통해 법선 벡터 \vec{l}'_2 을 얻는다.

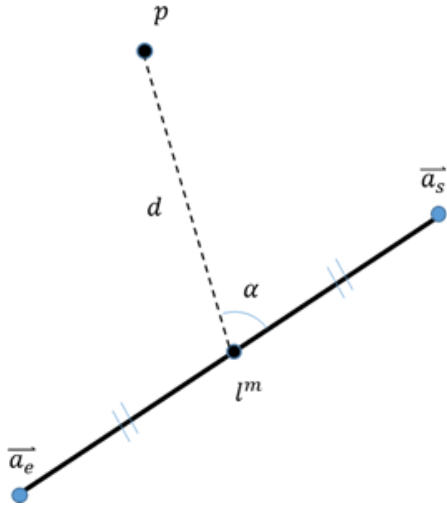
가우시안 구위의 c_1, c_2 가 만나는 두 점을 중, 영상 평면 방향의 점은 벡터 \vec{p} 이며, 수식 2에 의해 얻어진다.

$$\vec{p}' = \vec{l}'_n \times \vec{l}'_m \quad (n \neq m) \quad (2)$$

법선 벡터 \vec{l}'_n 과 \vec{l}'_m 을 서로 외적 하여 얻어진 벡터 \vec{p}' 은 교점 \vec{p} 와 방향이 같지만 영상 위의 벡터는 아니다. 교점을 가리키는 벡터를 영상평면 위로 이동시키기 위해 \vec{p}' 이 수식 3과 같은 요소를 가질 때, \vec{p}' 의 Z 축 요소 z' 과 영상평면과 가우시안 구의 중점과의 Z 축 거리 z 를 이용하여 수식 4와 같이 정규화 한다.

$$\vec{p}' = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\vec{p} = \vec{p}' \times \frac{z}{z'} \quad (4)$$



(그림 2) 선분과 소실점 후보와의 관계

(Figure 2) Relationship between line and vanishing point candidate

2.2 투표 방법

실내 영상에서 검출된 선분을 이용하여 소실점 후보를 평가한다. 그림 2는 소실점 후보 p 와 선분 l 의 관계를 나타낸다. α 는 선분 l 이 향하는 방향으로부터 중점 l^m 과 소실점 후보 p 가 이루는 각도이다.

선분에 의한 소실점 후보의 평가는 선분과 소실점 후보가 이루는 각도 α 가 적고 선분의 길이가 길수록 높은 가중치를 주는 수식 5에 의해 이루어진다.

$$v(l, p) = \begin{cases} |l|e^{-\frac{\alpha}{2\sigma^2}}, & d > \frac{|l|}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

수식 5에서 선분의 중점과의 거리가 가까운 소실점 후보가 있는 경우 선분과 소실점 후보가 이루는 각도 α 가 크기 때문에 소실점 투표에 영향을 미치지 못한다. 소실점은 대부분 선분과의 거리가 멀기 때문에 선분과의 거

(표 1) 기존의 소실점 검출 알고리즘

(Table 1) Original vanishing point detection Algorithm

```

For t = 1, 2, 3
1. 투표 합이 최대인 j번째 교점 검출

$$S_j = \sum_i^n v(l_i, p_j)$$


$$n = \operatorname{argmax}_j S_j$$

2. 검출된 j번째 교점  $p_j$ 을 소실점으로 선택

$$vp_t = p_n$$

3. 선택된 소실점  $vp_t$ 에 기준 값 이상 투표한 선분 제거
For i = 0, ..., k
If  $v(l_i, p_k) > \text{threshold}$ 
delete( $l_i$ )
endloop
endloop
    
```

리가 적은 경우 해당 소실점 후보는 실내 객체에 의한 잡음일 경우가 높다. 이와 같은 경우 잡음에 해당하는 소실점 후보가 투표에 반영될 경우 오 검출이 발생하므로 투표에 반영하지 않는 것이 이득이다. 수식 6은 그림 2에서 선분의 중점 l^m 과 소실점 후보 p 의 거리이다.

$$d = |p - l^m| \quad (6)$$

소실점을 결정하기 위해 모든 선분에 대하여 투표 수식 7을 통한 가중치 합이 가장 큰 소실점 후보를 선택한다. 소실점 후보 집합 $P = \{\vec{p}_0, \vec{p}_1, \dots, \vec{p}_j\}$ 에 j 번째 소실점 후보에 대하여 모든 선분의 투표 값을 누적한다. 누적 값이 가장 큰 n 번째 소실점 후보를 소실점으로 결정한다.

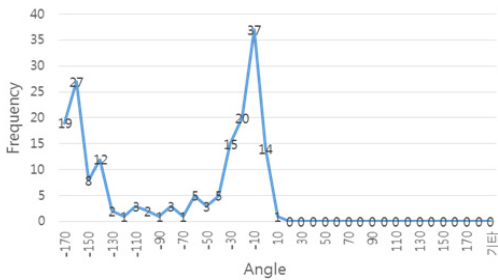
$$\operatorname{argmax}_j \left(\sum v(l_i, p_j) \right) = n \quad (7)$$

표 1은 기존의 순차적인 소실점 검출 알고리즘을 나타낸다. 선분들에 의해 투표 값의 합이 가장 높은 소실점 후보부터 순차적으로 총 3개의 소실점을 검출한다. 각 회차에서 가장 높은 투표 값을 가지는 소실점 후보를 소실점으로 선택한다. 해당 소실점에 투표한 값이 기준 값 이상인 선분은 제거하여 다음 회차에서는 반영되지 않도록 한다.

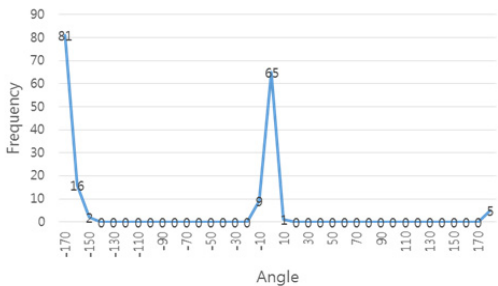
3. 구조적인 소실점 검출 방법

3.1 수직 소실점 검출

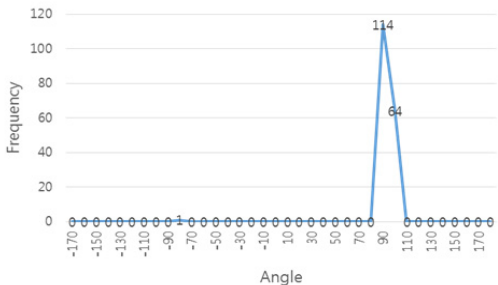
입력 영상에서 검출된 선분은 소실점을 향하는 선분과 실내 가구와 벽지의 패턴, 그림자 등에 의하여 불필요한 선분도 검출된다. 따라서 불필요한 선분에 의해 발생하는 소실점 후보가 투표 과정에서 최다 득표를 한 경우 원하지 않는 소실점을 검출 할 수 있다. 본 절에서는 통계적인 접근법을 통하여 불필요한 소실점 후보를 배제 한다.



(a) 전방 소실점



(b) 수평 소실점



(c) 수직 소실점

(그림 3) 영상 중심에서 소실점의 각도 분포

(Figure 3) Cumulative graph of expected angle of vanishing point from center of image

영상 중심점으로부터 수직, 수평, 전방 소실점이 위치한 각도의 분포를 파악하기 위하여 수동으로 Ground Truth에 해당하는 소실점을 구하였다. 그림 3에서 180각의 실험 영상에 대한 수직, 수평, 전방 소실점의 각도 분포를 그래프로 표현 하였다.

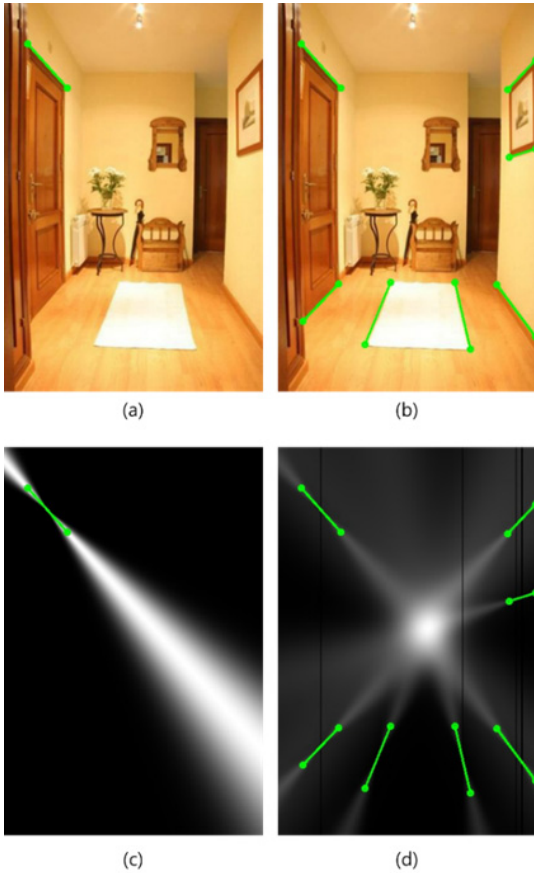
그 결과 그림 3-a의 전방 소실점은 여러 각도에 고르게 분포하여 특징을 정의하기 어려운 반면 그림 3-b, 3-c의 수직, 수평 소실점은 특정 각도에 대부분이 분포 한 결과를 발견하였다. 그 중, 수평과 전방 소실점은 영상 중심과의 거리에 의하여 결정 되므로 특징이 가장 뚜렷한 수직 소실점을 가장 먼저 검출하였다. 수직 소실점은 그림 3-c에서 영상 중심으로부터 80°~110° 사이에 모두 분포하는 것을 알 수 있었다.

3.2 Orthogonal Point 생성

그림 4-a에서 검출된 선분은 수식 6에 의하여 일정 영역에 높은 투표 가중치를 준다. 이 영역은 그림 4-c이며 선분의 투표 확률 맵이다. 투표 확률 맵은 선분이 향하는 방향일수록 높은 확률 값을 가진다. 그림 4-b에서는 전방 소실점을 향하는 7개의 선분들을 나타내며, 그림 4-d는 이 선분들의 투표 확률 맵을 중첩한 결과이다. “Manhattan World”가정을 만족하는 입력 영상에서 검출된 선분들은 소실점 위치를 향 할 가능성이 높으며 그림 4-d과 같이 일정 영역에 높은 확률 값을 나타내며 소실점 기대 영역을 가진다. 이상적인 경우에 이와 같이 높은 확률 값을 가지는 영역은 3개의 소실점의 위치와 같다.

기존의 순차적인 소실점 검출 방법에서는 회차가 거듭 될수록 이전 회차의 소실점에 기여한 선분을 제거해 나간다. 영상 내부의 Clutter에 의하여 소실점을 향하지 않는 선분들이 검출된 영상의 경우 기존의 순차적인 소실점 검출 방법에서는 소실점 검출 회차가 거듭 될수록 검출 정확도가 낮아진다.

본 논문에서는 Clutter에 의한 영향을 최소화 하기 위하여 Orthogonal Point를 이용한 구조적인 소실점 검출 방법을 제안한다. Orthogonal Point는 소실점 후보와 쌍을 이루며 모든 후보 쌍 들은 소실점의 직교성을 만족한다. 소실점의 직교성을 만족하는 후보들에 대하여 평가 하기 때문에, Clutter의 영향으로 기대하지 않았던 소실점이 검출되는 것을 방지하며 기존 방법에서 2개의 소실점만 검출이 되는 영상에서도 안정적으로 모든 소실점을 검출 할 수 있다.



(그림 4) 투표함수에 의한 선분의 투표 확률 맵
(Figure 4) Vote probability map of line by voting function

Orthogonal Point를 구하기 위해서 앞서 구한 수직 소실점과 소실점 후보가 직교 할 수 있는 z 값을 내적 수식을 응용하여 구한다.

$$\vec{vp}_V = \begin{bmatrix} x_V \\ y_V \\ z_V \end{bmatrix}, p_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\vec{vp}_V \circ \vec{p}_i = |\vec{vp}_V| |p_i| \cos\theta \quad (9)$$

수직 소실점 \vec{vp}_V 와 i 번째 소실점 후보 \vec{p}_i 가 수식 8과 같은 요소를 가질 때 내적 수식은 수식 9와 같다. 소실점은 서로 직교 하므로 $\cos\theta = 0$ 을 취하여 수식 9는 수식

10과 같이 정리된다.

$$x_V x_i + y_V y_i + z_V z_i = 0 \quad (10)$$

영상 위의 모든 벡터의 z 값은 동일하므로 $z_V = z_i$ 으로 수식 10을 정리하여 수식 11을 구한다.

$$z_i = \sqrt{-x_V x_i - y_V y_i} \quad (11)$$

다만 루트 내부의 값이 음수가 되면 허수가 발생하므로 $-x_V x_i - y_V y_i > 0$ 조건을 가진다.

위에서 구해진 z 축 값을 \vec{vp}_V, p_i 에 대입한 후 수식 12~14을 통하여 Orthogonal Point $\vec{p}'_{o,i}$ 를 얻는다.

$$\vec{p}'_{o,i} = \vec{vp}_V \times p_i \quad (12)$$

$$\vec{p}'_{o,i} = \begin{bmatrix} x'_{o,i} \\ y'_{o,i} \\ z'_{o,i} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$p_{o,i} = \vec{p}'_{o,i} \times \frac{z_i}{z'_{o,i}} \quad (14)$$

3.3 수평, 전방 소실점 검출 방법

위에서 얻어진 소실점 후보 \vec{p}_i 와 Orthogonal Point $\vec{p}_{o,i}$ 의 쌍이 수식 15를 통하여 각각 선분들에 의한 투표 가중치의 합이 최대가 되는 n 번째 쌍을 소실점으로 정한다.

$$\operatorname{argmax}_i (v(\vec{p}_{o,i}) + v(\vec{p}_i)) = n \quad (15)$$

가중치 합이 최대가 되는 소실점 쌍 $\vec{p}_{o,i}, p_i$ 에서, 영상 중심과의 거리가 가장 큰 소실점을 수평 소실점 \vec{vp}_H , 영상 중심과의 거리가 가까운 것을 전방 소실점 \vec{vp}_M 이라 결정한다.

표 2는 제안하는 구조적인 소실점 검출방법의 알고리즘을 나타낸다.

(표 2) 제안하는 소실점 검출 알고리즘
(Table 2) Suggested Vanishing Point Detection Algorithm

1. 교점 p_j 중 수직 소실점 검출
 - (a) 수직 소실점 영역 내부에 존재하는 교점 p_j 분류
 - (b) 수직 소실점 영역 내부의 교점에 대하여 투표
 - (c) 선택되지 않은 수직 소실점 후보 제거
2. 각 교점 p_j 에 대응하는 Orthogonal Point $p_{o,j}$ 생성
3. 소실점 후보 쌍 검출
 - (a) 각 소실점 후보 쌍에 대하여 선분 투표
 - (b) 최다 득표한 소실점 후보 쌍 검출
4. 영상 중심점과의 거리를 통해 수평, 전방 소실점 결정

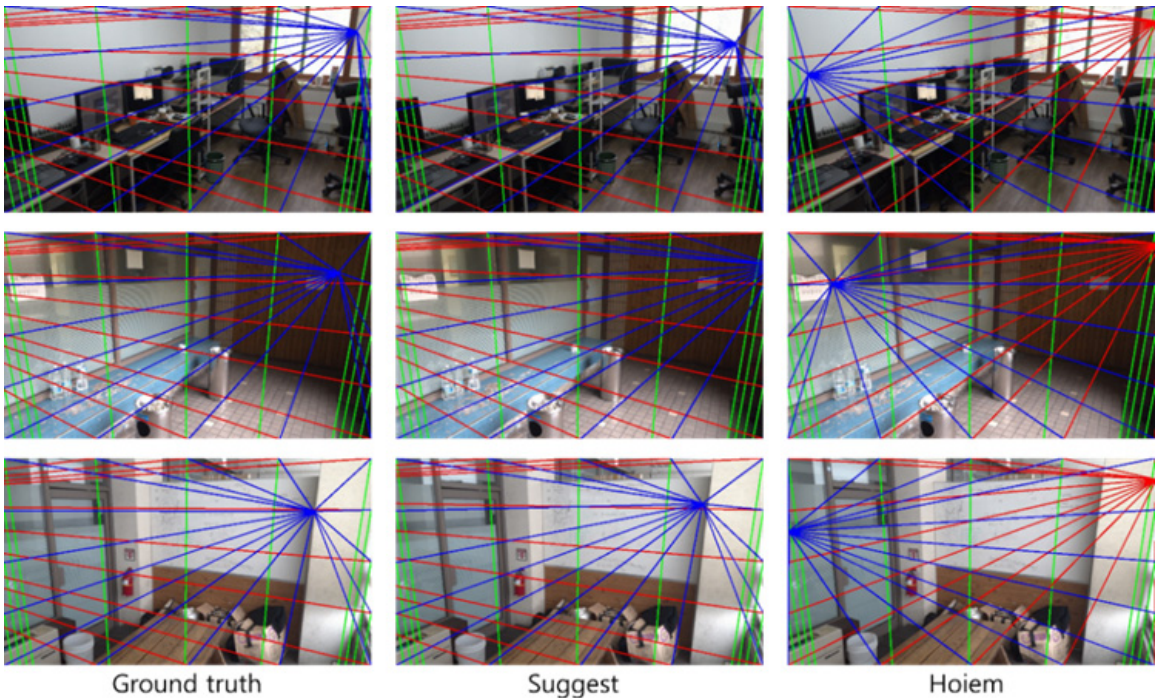
4. 실험

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 개발 및 실험하기 위한 컴퓨터 환경으로 Intel(R) Core(TM) i5-3470 3.2GHz CPU

와 8GByte 메모리를 사용하였다. 운영체제는 Windows 8 Enterprise K 64bit OS를 사용하였으며, 개발 툴은 Visual Studio 2013 Community와 OpenCV 3.10을 사용하였다.

실험 데이터로는 178장의 Hoiem[3]의 실내 영상에 56장의 직접 촬영한 실내영상을 추가한 234장의 영상을 사용하였다. 실험 영상의 해상도는 작게는 256x256부터 1332x750까지 다양한 크기를 가진다. 1개의 벽이 보이는 경우부터 3개의 벽이 보이는 경우까지 존재하며 바닥은 모든 영상에서 보이도록 촬영 되었으며 벽과 벽, 벽과 바닥 사이의 모서리를 폐색시키는 실내 객체가 존재하는 영상을 사용하였다. 또한, 소실점 검출의 신뢰도를 파악하기 위하여 모든 영상의 촬영 위치와 방향을 다양하게 구성하였다.

그림 5에서 파란색의 선들이 수렴하는 지점이 전방 소실점의 위치이고, 녹색은 수직 소실점, 붉은색은 수평 소실점을 향한다. 그림 5의 좌측 열은 사람이 직접 소실점의 정확한 위치를 검출한 결과인 소실점의 기대 값(Ground Truth)이고, 가운데 열은 제안하는 방법, 우측 열은 Hedau[2]의 방법을 통하여 검출된 소실점을 나타낸 것이



(그림 5) Ground truth와 제안하는 방법, 기존 방법의 소실점 검출 결과

(Figure 5) Vanishing point detection Result of Ground truth, suggestion method and Hedau method

다. 그림 5에서 기존 방법을 통한 검출 결과는 수평 소실점의 오차가 제안하는 방법에 비하여 크게 나타나고, 원점과의 거리가 전방 소실점 보다 가깝게 나타났기 때문에 전방 소실점과 수평 소실점이 서로 바뀌어 나타났다.

실험 결과는 기존 방법과 제안하는 방법과의 소실점 검출 정확도를 측정 하여 비교하였다. 실험 결과를 정량적으로 표기하기 위해 Ground Truth와 기존 방법과의 소실점 오차각도, Ground Truth와 제안하는 방법의 소실점 오차각도를 측정 하여 표 3과 같이 비교하였다

표 3에서 기존 방법과 제안하는 방법 순서로 표시하였고 각 방법에서 수직, 수평, 전방 소실점의 평균 오차 각도와 3개의 소실점의 오차각도를 모두 포함한 평균 오차각도를 표기하였다. 표 3의 각 방법의 평균 오차율을 비교 한 결과 평균적으로 14.5992도 감소하였으며 분산 또한 9.9999도 감소하였다. 기존 순차적인 소실점 검출 방법에서 처음 검출되는 소실점의 정확도에 비해 2회 또는 3회에 검출되는 소실점의 오차가 증가하는 문제점이 있었다. 제안하는 방법은 각 소실점의 평균 오차 각도의 차이가 감소하여 전체적으로 고른 검출 각도를 보여 기존 방법의 문제점이 개선됨을 보인다.

(표 3) 제안하는 방법과 기존 방법의 평균 각도 오차 (Table 3) Average angle error of proposed and Hedau method

	Vanishing Point	Average	Variance
Hedau	$t = 1$	11.5887	27.6674
	$t = 2$	25.4879	31.8744
	$t = 3$	28.5273	22.2295
Average		21.8680	25.9160
Suggest	$t = 1$	5.1602	15.4499
	p_i	6.9269	17.2891
	$p_{o,i}$	9.7195	21.7867
Average		7.2688	15.9161

참고문헌(Reference)

[1] Coughlan, James M., and Alan L. Yuille. "Manhattan world: Compass direction from a single image by bayesian inference." Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on. Vol. 2. IEEE, 1999, pp. 941- 947. <https://doi.org/10.1109/ICCV.1999.790349>

[2] Hedau, Varsha, Derek Hoiem, and David Forsyth. "Recovering the spatial layout of cluttered rooms." Computer vision, 2009 IEEE 12th international conference on. IEEE, 2009, pp.1849-1856. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2009.5459411>

[3] Hoiem, Derek, Alexei A. Efros, and Martial Hebert. "Recovering surface layout from an image." International Journal of Computer Vision 75.1, 2007, pp. 151-172. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11263-006-0031-y>

[4] Lee, David C., Martial Hebert, and Takeo Kanade. "Geometric reasoning for single image structure recovery." Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on. IEEE, 2009, pp 2136-2143. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206872>

[5] Ramalingam, Srikumar, et al. "Manhattan junction catalogue for spatial reasoning of indoor scenes." Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013, pp. 3065-3072. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2013.394>

[6] Gupta, Abhinav, et al. "Estimating spatial layout of rooms using volumetric reasoning about objects and surfaces." Advances in neural information processing systems. 2010, pp. 1288-1296. <http://papers.nips.cc/paper/4120-estimating-spatial-layout-of-rooms-using-volumetric-reasoning-about-object-s-and-surfaces>

[7] Del Pero, Luca, et al. "Bayesian geometric modeling of indoor scenes." Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on. IEEE, 2012, pp.2719-2726. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2012.6247994>

[8] Wang, Huayan, Stephen Gould, and Daphne Roller. "Discriminative learning with latent variables for cluttered indoor scene understanding." Communications of the ACM 56.4, 2013, pp. 92-99. <https://doi.org/10.1145/2436256.2436276>

[9] Košecká, Jana, and Wei Zhang. "Video compass." European conference on computer vision. Springer Berlin Heidelberg, 2002, pp. 476-490. https://link.springer.com/chapter/10.1007/3-540-47979-1_32

- [10] Lutton, Evelyne, Henri Maitre, and Jaime Lopez-Krahe. "Contribution to the determination of vanishing points using Hough transform." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 16.4,1994, pp. 430-438. <https://doi.org/10.1109/34.277598>

● 저 자 소 개 ●

정 성 기(Sung-Gi Jung)

2005년 한국산업기술대학교 컴퓨터공학과 공학사
2016년~현재 숭실대학교 미디어학과 석사과정.
관심분야: 컴퓨터 비전, 머신 러닝, 실내 공간 구조 검출.
E-mail : qvqbqn@gmail.com



이 창 형(Chang-Hyung Lee)

2009년 숭실대학교
컴퓨터학부 공학사
2017년~현재 숭실대학교 미디어학과 석사과정.
관심분야: 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 실내 공간 구조 검출.
E-mail : changlee0310@hanmail.net



최 형 일 (hyung-II Choi)

1979년 연세대학교 전자공학과 공학사
1983년 미시간대학 전기전산학과 공학석사
1987년 미시간대학 전기전산학과 공학박사
1989년~1999년 숭실대학교 컴퓨터학부 교수
2000년~현재 숭실대학교 미디어학부 교수
관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 증강현실 등
E-mail : hic@ssu.ac.kr

