

RANSAC을 이용한 실외 도로 환경의 소실점 예측 방법

원선희*, 주성일*, 최형일*

The Method of Vanishing Point Estimation in Natural Environment using RANSAC

Sun-Hee Weon*, Sung-Il Joo*, Hyung-Il Choi*

요약

본 논문에서는 입력된 자연영상으로부터 도로 영역을 검출하기 위한 소실점 자동 예측 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 도로 환경에서 안정적으로 소실점을 검출하기 위해 영상의 주방향성을 분석하여 영상 특징성분들이 집중되는 곳을 소실점으로 예측한다. 이를 위해 첫 번째 단계에서는, 영상을 일정 크기의 서브블록으로 분할하고 분할된 서브블록 내에서 임의의 에지 샘플을 선택하고 RANSAC을 적용하여 직선 모델을 예측함으로써 각 서브블록의 주방향성을 분석한다. 모든 블록에 대하여 주방향성을 검출한 후, 두 번째 단계에서 임의의 직선 샘플을 선택하고 RANSAC을 적용하여 교점 모델을 예측함으로써 각 직선들로 인한 교점 모델의 비용값을 측정하고 가장 높은 비용값의 교점 모델에 의한 평균점으로 소실점을 예측한다. 마지막으로 성능 검증을 위해 다양한 상황에 따른 정량적, 정성적 분석을 통해 제안하는 소실점 검출 알고리즘의 타당성과 효율성을 입증한다.

▶ Keywords : RANSAC, 소실점 예측, 주방향성분 검출, 도로 검출

Abstract

This paper proposes a method of automatically predicting the vanishing point for the purpose of detecting the road region from natural images. The proposed method stably detects the vanishing point in the road environment by analyzing the dominant orientation of the image and predicting the vanishing point to be at the position where the feature components of the image are concentrated. For this purpose, in the first stage, the image is partitioned into sub-blocks, an edge sample is selected randomly from within the sub-block, and RANSAC is applied for line fitting in

· 제1저자 : 원선희 · 교신저자 : 최형일

· 투고일 : 2013. 8. 8, 심사일 : 2013. 8. 13, 게재확정일 : 2013. 8. 22

* 숭실대학교 글로벌미디어학과(Dept. of Global Media, Soongsil University)

※ 이 논문은 서울시 산학연 협력사업(SS110013)의 지원을 받아 수행된 연구임

※ 이 논문은 2013년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2013R1A1A2012012)

order to analyze the dominant orientation of each sub-block. Once the dominant orientation has been detected for all blocks, we proceed to the second stage and randomly select line samples and apply RANSAC to perform the fitting of the intersection point, then measure the cost of the intersection model arising from each line and we predict the vanishing point to be located at the average point, based on the intersection point model with the highest cost. Lastly, quantitative and qualitative analyses are performed to verify the performance in various situations and prove the efficiency of the proposed algorithm for detecting the vanishing point.

▶ Keywords : RANSAC, Vanishing point estimation, Dominant orientation detection, Road detection

I. 서 론

스마트 기기의 발달과 더불어 스마트 기기를 이용한 응용 소프트웨어 시장이 발전하면서 기존의 콘텐츠 시장에서 요구하는 기술의 수준 또한 점점 더 높아지고 있다. 최근 수요가 급증하고 있는 자동차 블랙박스 기술과 자율주행 기술이 바로 이러한 현상을 보여주고 있는 대표적인 예라고 할 수 있다. 현재 시판되고 있는 블랙박스의 주요기능들은 대부분 움직임 감지에 의해 자동녹화가 수행되는 동작인식, 충격감지 센서를 통한 이벤트 녹화, 과속여부 감지 등이다. 또한 비슷한 분야인 자동차 자율주행 기술도 주목받고 있으며, 국내외 자동차 산업관련 기업들은 이 자율주행 기술을 실현하기 위해 상당히 많은 연구들을 수행하고 있다. 자동차의 충돌 감지, 전방 이동물체 인식, 전방 환경인지 등의 기술들이다. 이러한 기술들은 기존의 컴퓨터 비전 분야에서 상당히 많은 연구가 진행되어왔고, 성능 또한 매우 높은 수준에 이르러있다. 그러나 현재 블랙박스 콘텐츠는 상당히 기본적인 기능들을 제공하고 있을 뿐이고, 자율주행 기술은 후방영상 분석을 통한 자동 주차 시스템이 대표적인 뿐 다양한 기술들이 실제 적용된 모델은 거의 없다. 이는 실시간으로 영상을 분석하기 위해 경량화된 기술들이 아직 부족하기 때문이라고 할 수 있다.

도로 환경인지 기술은 크게 도로 검출기술과 이동물체 인식기술로 구분된다. 즉, 전방의 도로 영역을 검출하고 영역 내외의 이동하는 물체를 인지하고 인식하여 도로 상의 환경을 분석하는 것이다. 이 중 도로 검출기술은 주로 자동차의 자율주행이나 자동주차 시스템 혹은 자동차가 아닌 보행자의 보행을 유도하기 위한 연구가 진행되고 있다. 도로 영역을 검출하기 위해서는 먼저 도로의 경계선을 추출하고 경계선들로부터

도로의 소실점(vanishing point)을 검출하여 도로 영역을 분리한다. 그리고 분리된 영역 내의 특징을 분석하여 도로 영역을 학습 및 인식한다. 도로 경계선과 소실점을 검출하기 위한 단계에서 수많은 연구들이 진행되어왔으며, 주로 실외 환경에 존재하는 수많은 잡음들로부터 강건하게 도로의 경계선과 소실점을 추출함으로써 정확한 도로 영역을 분석하기 위한 것이다. 특히 소실점 검출을 위한 연구는 대부분 경계선 검출 결과에 의존하고 있다. 그러나 유효한 정보들로만 경계선을 검출하는 것이 매우 어렵고 그에 따라 소실점 검출 성능이 매우 유동적이기 때문에 이를 해결하기 위한 방법이 필요하다.

소실점 검출을 위한 연구는 다양한 영상의 정보를 분석하여 이루어지고 있다. 영상에서 직선 성분을 검출하는 연구[1-4]와 영상의 특징 성분을 분석하는 연구[5-7]로 구분된다. Banard[1]는 광학 중심(optical center)을 그 중심으로 하는 가우스 구(Gaussian sphere)에 영상 내의 직선 성분들이 최대로 누적되는 점을 소실점으로 검출하였다. Banard가 제안한 가우스 구 방법은 유한 및 무한 소실점을 표현할 수 있으나 카메라의 광학 중심에 대한 정보가 필요하고, 평면 공간을 구 공간으로 투영하는 과정에서 에러가 발생하는 문제점이 있다. Hua-jun[2]은 허프 공간상으로 변환을 이용한 소실점 추정에 관한 연구를 통해 차선을 검출한다. 일반적인 허프 변환을 이용한 차도 영역의 추출은 도로 영상에서 배경 정보가 단순한 경우에만 좋은 결과를 얻을 수 있으나 시내도로와 같이 복잡하고 다양한 배경을 가지는 도로 영상에서는 에지의 정보가 복잡하기 때문에 정확한 차선 검출이 어렵다. Gerogiannis[3]는 특별한 타원의 가장 긴 축에 의해 에지 포인트들을 군집화(clustering)하여 표현함으로써 에지 맵을 구성하고, 에지 맵으로부터 직선 성분들을 검출한다. 검출된 직선들로 교차점을 구하여 소실점을 검출한다. 이 방법은 타원의 임계값에 따라 직선 성분 검출성능이 좌우될 수 있

으며, 실외 환경에서는 군집화하는 과정에서 문제점이 발생한다. Suttorp[4]는 입력영상으로부터 일정 조건을 만족하는 좌측과 우측에 대한 직선 정보를 검출하여 수집한 뒤 해당 직선 성분들이 밀집되는 위치의 점을 소실점으로 검출한다. 이때 소실점의 위치는 영상에서 사전에 정의한 수평선상에 존재한다고 가정하고 검출하며, 검출된 소실점은 이후 칼만 필터를 이용하여 추정함으로써 실시간 소실점 검출이 가능하다. 그러나 이 방법은 좌우측 직선 성분들이 장애물 없이 검출되어야만 가능하며, 또한 소실점의 위치가 고정되어 있어야 한다는 가정이 반드시 필요하다는 문제점이 있다.

장애물과 잡음으로 인한 직선 성분 검출에 문제점이 발생하면서 이를 해결하기 위해 영상의 특징 성분을 분석하는 연구가 이루어지고 있다. Moghadam[5]은 가보 필터를 이용하여 4개의 방향에 대해 영상의 지역적 주방향성을 분석하고 소실점이 위치하는 영상의 상향 방향으로 교점을 검출하여 소실점을 검출한다. 이 방법은 영상의 경계선에 의존하지 않으므로 다양한 환경에서 적용이 가능하지만 가보 필터의 특성상 실시간 소실점 검출이 불가능하다는 문제점이 있다. Stentiford[6]은 시각적 주의방법을 통해 모든 물체가 집중되는 소실점에서는 높은 주의 점수(attention score)가 기대될 것이라는 가정 하에, 한 쌍의 화소의 색채가 주변 화소들과 매치되지 않으면 주의 점수를 증가시킨다. 이 방법은 상당히 복잡한 영상에서의 소실점 검출이 가능하지만, 한 화소에 대해 100번의 반복횟수가 발생하므로 실시간 검출이 불가능하다는 단점이 있다. 최지원[7]은 HOG(Histogram Of Gradient) 기술자를 이용하여 영상에서의 5개의 주요 방향을 기술하고, 동적 프로그래밍(Dynamic programming)을 이용하여 외곽블록으로부터 유사 방향의 블록들을 찾아 가장 멀리 떨어진 블록들을 선택한 후 이 블록들의 평균으로 소실점을 검출한다. 이 방법은 영상에서 외곽에 소실점이 존재하는 경우를 고려하지 않았으며, 검출된 소실점이 최적임을 판단하기 어렵다는 문제점이 있다.

본 논문에서는 도로의 방향성을 분석하고 소실점의 위치를 자동으로 예측하기 위해 RANSAC(RANdom SAMple Consensus)[8-12]을 이용한 새로운 방법을 제안한다. RANSAC은 잡음이 심한 측정 데이터로부터 최적의 모델 파라미터를 결정하는 알고리즘으로서 주어진 원본 데이터로부터 임의의 일부 데이터를 선택한 뒤 최적의 파라미터를 예측하는 과정을 반복하면서 좋은 모델 파라미터를 검출한다. 이 방법은 초기에 가능한 적은 양의 데이터를 이용하여 일관된 데이터 집합(consensus set)을 확장시켜나가는 방식이다. 따라서 본 논문에서는 최소한의 화소 정보와 직선 성분을 이

용하여 최적의 직선 모델과 교점 모델을 구축함으로써 영상을 구성하는 주방향성분과 소실점을 검출하는 방법을 제안한다.

논문의 구성은 2장에서는 제안하는 RANSAC으로 예측한 직선 모델에 의한 주방향성분 검출에 대해 설명하고 3장에서는 검출된 주방향성분을 이용하여 RANSAC Point Fitting에 의해 교점을 산출함으로써 소실점을 예측하는 방법에 대해 자세히 기술한다. 4장에서는 실험을 통한 타당성 입증 결과를 기술하며 5장에서는 결론과 향후 연구에 대해 기술한다.

II. RANSAC기반 직선 모델에 의한 주방향성분 검출

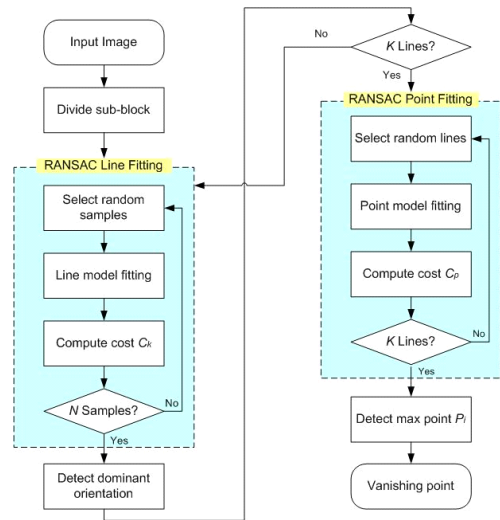


그림 1. 시스템 흐름도
Fig. 1. The system flowchart

본 논문에서는 RANSAC 알고리즘을 이용하여 영상에서의 주방향성과 소실점을 예측하기 위해 그림 1과 같이 두 가지 단계를 수행한다. 첫 번째 단계로 RANSAC기반 직선 모델 예측(RANSAC Line Fitting)단계는 에지 영상의 서브블록으로부터 임의의 샘플을 선택하고 직선 모델을 예측하고 해당 모델의 비용값(cost)을 산출함으로써 해당 서브블록의 주방향성분을 검출한다. 두 번째 단계인 RANSAC기반 교점 모델 예측(RANSAC Point Fitting)단계는 검출된 주방향성분들 중 임의의 샘플 직선을 선택하고 교점 모델을 예측하여 해당 모델의 비용값을 측정함으로써 가장 비용값이 높은 교점을 이용하여 소실점을 예측한다.

1. 적응적 에지 검출

본 논문의 실험대상인 자연영상에는 검출하고자 하는 도로 뿐 아니라 보행자, 가로수, 구름, 혹은 자동차등에 의한 수많은 잡음이 동시에 존재한다. 따라서 도로의 경계선을 검출하거나 소실점을 추출하는 등 도로환경을 분석하기 위해서는 반드시 이러한 잡음 성분들을 제거하여 검출 성능을 향상시켜야 한다. 본 논문에서는 HSV 색상모델에서 잡음에 많은 영향을 미치는 명도 정보를 제외한 색도와 채도를 나타내는 H, S 채널값을 이용하여 에지 검출을 위한 임계치를 적응적으로 설정한다. 다음의 식 (1)에서 D_H 와 D_S 는 각각 임계치를 구하기 위해 해당 화소에서 길이의 인접 화소들과의 H와 S값의 차이를 구하는 것으로서 영상의 모든 화소에 대해 산출하며 최종 임계치는 식 (2)와 같으며 그림 2에서 이를 표현한다. 이때 값은 본 논문에서는 15로 설정하여 해당 화소의 좌측과 우측의 15개씩 총 30개의 화소들에 대해 적용한다[13].

$$D_H(x,y) = \left| \sum_{i=0}^K Hleft_i(x,y) - \sum_{i=0}^K Hright_i(x,y) \right|, \quad (1)$$

$$D_S(x,y) = \left| \sum_{i=0}^K Sleft_i(x,y) - \sum_{i=0}^K Sright_i(x,y) \right|$$

$$threshold = \frac{D}{N}, \quad (D = \sum_{i=0}^N D_{Hi} + D_{Si}) \quad (2)$$

(where, N is Total Number of Image Pixels)

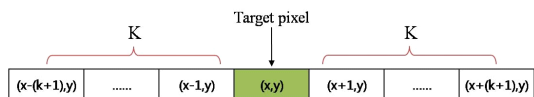


그림 2. 인접 화소를 이용한 적응적 임계치 설정
Fig. 2. Adaptive threshold value with adjacent pixels

2. RANSAC 직선 모델 예측

RANSAC 알고리즘은 주어진 원본 데이터로부터 일부 샘플을 임의로 선택한 후 최적의 파라미터를 예측하는 과정을 반복적으로 수행하면서 좋은 모델 파라미터를 찾는 것이다. 본 논문에서는 이러한 원리를 이용하여 직선 모델과 교점 모델을 예측하고자 한다. 먼저, RANSAC을 이용한 직선 모델 예측을 표 1의 알고리즘에서 설명하고 있다. 1절로부터 생성한 에지영상을 25x25 크기의 서브블록으로 분할하고, 서브블록 내의 에지 화소들 중 임의로 2개의 화소를 선택한 후, 두 화소를 연결하는 직선을 생성한다. 이 직선에 해당 서브블록 내의 나머지 모든 에지 화소들을 수직으로 투영시킨 후 그 수직거리가 임계값보다 작을 경우 해당 직선에 피팅(fitting)

한다. 해당 직선 k 의 비용값 $Cost_k$ 는 피팅된 화소들과의 수직 거리를 거리 임계값으로 나누고 1에서 뺀 값을 누적한 합으로 산출한다. 이때 해당 블록의 에지 화소들의 매그니튜드 값인 mag 을 곱하여 해당 직선에 더 가까운 화소일수록 비용값을 더 높게 산출할 수 있도록 한다. 이러한 과정을 해당 서브블록 내의 모든 에지 화소들에 반복하여 적용한다.

표 1. RANSAC 직선 모델 예측 알고리즘
Table 1. The algorithm for line model estimation based on RANSAC

Main Algorithm
Definition :
$U = \{x_i i = 1, \dots, N\}$: 서브블록 내의 에지 화소 집합
$p \leftarrow f(S)$: 함수 $f()$ 는 U로부터 임의로 선택한 샘플 데이터 S로 모델 파라미터 p 추정
p^* : cost를 최대화 하는 모델 파라미터
mag : 에지 화소의 매그니튜드 값
Algorithm :
iteration := 0
더 좋은 솔루션 P가 생성될 때 까지 반복.
iteration := iteration + 1
1. 임의의 샘플 데이터 선택. $S_k \subset U, S_k = n$
2. 모델 파라미터 계산. $p_k = f(S_k)$
3. 에지 화소들의 수선 길이 $dist$ 계산.
만약 $dist < Th_{dist}$ 이면,
해당 모델에 에지 화소 포함.
4. 비용값 계산. $Cost_k = \sum_{k \subset U} mag * (1 - \frac{dist}{Th_{dist}})$

3. 주방향성분 검출

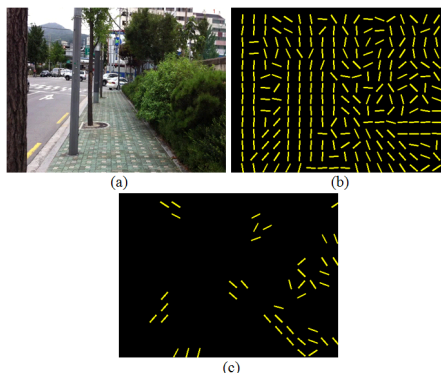


그림 3. 주방향성분 검출결과 (a) 원본영상 (b) 검출된 직선성분 (c) 주방향성분

Fig. 3. The result of dominant orientation detection (a) original image (b) detected lines (c) dominant orientation components

$$Line_m = \max(Cost_k) \quad (m = 1, \dots, M) \quad (3)$$

$$DO = \{Line_m | Cost_k > mag_sum * 0.3\} \quad (4)$$

2절에서의 알고리즘에 따라 예측한 비용값 $Cost_k$ 가 최대 값인 직선 모델 k 를 해당 서브블록 내의 직선성분 $Line_m$ 으로 검출하며, 이때 직선성분들은 식(3)과 같이 서브블록의 개수 M 개만큼 검출되며 그림 3의 (b)에서 검출 결과를 나타낸다.

그러나 검출된 모든 직선성분들을 소실점 예측을 위해 사용하기에는 잡음성분에 의한 직선성분들이 문제가 된다. 따라서 본 논문에서는 해당 블록 내의 에지 화소들의 매그니튜드의 누적 합을 이용하여 검출된 직선성분의 비용값과 비교한다. 즉, 식(4)와 같이 만약 $Cost_k$ 가 매그니튜드의 누적 합인 mag_sum 의 30%보다 크다면 전체 영상의 주방향성분 DO 로 해당 직선들을 검출한다.

III. RANSAC기반 교점 모델에 의한 소실점 예측

1. RANSAC 교점 모델 예측

표 2. RANSAC 교점 모델 예측 알고리즘
Table 2. The algorithm for intersection point model estimation based on RANSAC

Main Algorithm
Definition :
$DO = \{Line_m m = 1, \dots, M\}$: 영상 내의 주방향성분 집합
$p \leftarrow f(S_i)$: 함수 $f()$ 는 DO 로부터 임의로 선택한 샘플 데이터 S_i 로 모델 파라미터 p 추정
p^* : $Cost_i$ 를 최대화 하는 모델 파라미터
Algorithm :
iteration := 0
더 좋은 솔루션 P 가 생성될 때 까지 반복.
iteration := iteration + 1
1. 임의의 샘플 데이터 선택. $S_i \subset DO, S_i = m$
2. 교점 모델 파라미터 계산. $p_i = f(S_i)$
3. 교점 P 와 주방향성분 $Line_m$ 에 의한 교점간의 거리 $dist$ 계산. 만약 $dist < Th_{dist_l}$ 이면, 해당 교점 모델에 주방향성분 $Line_m$ 포함.
4. 비용값 계산. $Cost_i = \sum_{l \in DO} \frac{dist}{Th_{dist}}$
5. 교점 모델 갱신

2장에서 검출된 영상의 주방향성분들을 이용하여 본 장에서는 RANSAC기반 교점 모델을 예측하고 소실점을 자동 추정하는 방법에 대해 설명한다. 교점 모델을 예측하기 위해 표 2와 같이 수행한다. 먼저 주방향성분들의 집합인 DO 로부터 임의의 샘플 데이터로 2개의 직선을 선택한다. 선택된 임의의 직선간의 교점 P 를 산출하고 해당 교점과 나머지 모든 주방향성분 직선들과의 거리를 산출한다. 이때 거리 $dist$ 가 임계값 Th_{dist_l} 보다 작으면 해당 교점에 직선을 포함하여 유효한 데이터 집합으로 생성한다. 그리고 이 직선의 비용값 $Cost_i$ 은 거리를 임계값으로 나누어 누적된 합으로 구한다.

해당 교점 P 와 모든 직선들과의 유효성 검사가 종료되면 교점 모델 P 를 갱신하며, 이때 P 에 포함된 모든 직선 S_i 들과의 교점들의 평균값으로 갱신된다.

그림 4에서는 RANSAC에 의한 교점 모델을 예측하는 과정에 대해 나타낸다. (a)에서 굵은 실선은 주방향성분이고 점선은 주방향성분의 연장선이다. 적색 성분이 임의로 선택한 2개의 주방향성분이라 할 때, 이들의 교점은 A이고, 청색 성분의 연장선에 의한 교점 B와의 거리 $dist$ 를 구한다. 만약 이 $dist$ 값이 Th_{dist_l} 보다 작다면 교점 모델 A에 포함된다. 녹색 성분에 의한 교점 C는 $dist$ 값이 Th_{dist_l} 보다 클 경우 포함되지 않은 것을 표현한다.

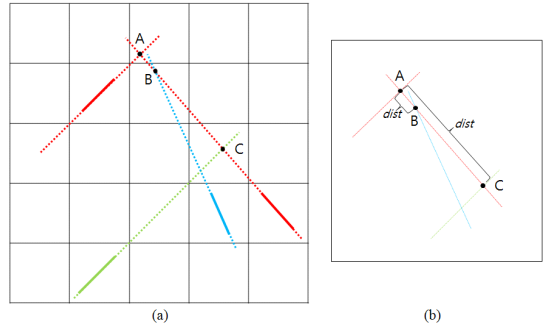


그림 4. 교점 모델 예측 과정 (a)주방향성분에 의한 교점 (b)교점 간의 거리 측정

Fig. 4. The process of intersection point model estimation (a)intersection points by dominant orientation (b)measure the distance between points

2. 소실점 검출

2장의 1절에서 제안한 RANSAC 기반 교점 모델은 각 모델들이 가진 비용값에 의해 소실점을 예측할 수 있다. 즉, 비용값이 가장 높은 교점 모델을 이용하여 해당 모델의 중심점으로 소실점을 예측한다.

그림 5의 (b)는 (a)로부터의 연장선에 의한 교점을 구하는 것으로 적색선은 그 중 비용값이 높은 주방향성분에 대한 직선만 표시한 것이다. (c)는 주방향성분들로 구한 교점들의 위치를 10x10 크기의 블록 안에 누적하여 그레이값으로 표현한 결과이다. 그레이값이 밝을수록 교점이 많이 발생한 것을 의미한다. 따라서 본 논문에서 제안한 RANSAC 기반 교점 모델은 이러한 특성을 예측하여 소실점을 검출하기 위함이다.

그림 5에서와 같이 누적횟수가 가장 높은 위치에서의 교점 모델에 의해 소실점을 예측하기 위해 본 논문에서는 식(5)와 같이 투표하는 과정을 통해 투표값 $Vote$ 가 가장 높은 모델을 선정한다. 이때 $Cost_i$ 은 각 교점 모델이 가진 비용값을 의미하며, cnt 는 해당 위치에서 포함된 교점의 개수를 의미한다.

$$Vote = cnt \times Cost_i \quad (5)$$

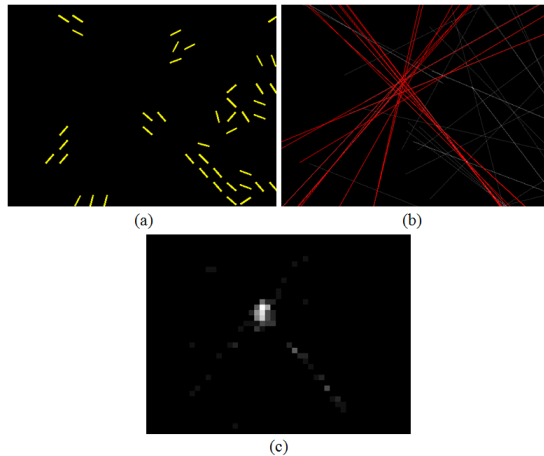


그림 5. RANSAC 교점 모델 예측 결과 (a)주방향성분 (b)주방향성분에 의한 교점 (c)누적된 교점 모델
 Fig. 5. The result of intersection point model (a)dominant orientation (b)intersection points by dominant orientation (c)accumulated intersection point model

IV. 실험결과

본 논문에서는 Intel(R) Core2 Quad CPU 2.66GHz, 3G RAM 환경 하에서 실험되었으며, 실험에 사용된 영상은 640x480 영상으로 정규화한 영상으로, 모바일 기기와 차량의 블랙박스 영상 등을 이용하여 실외환경에서 촬영된 영상이다.

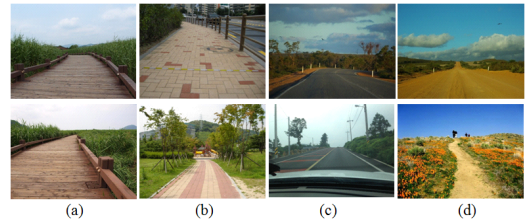


그림 6. 실험 영상 (a)나무길 (b)보도 (c)차도 (d)흙길
 Fig. 6. Experiment images (a)wood (b)pavement (c)roadway (d)ground

그림 6은 실험에 사용된 다양한 환경에서 촬영된 도로 영상으로서 나무길, 보도, 차도, 흙길 등 4가지의 도로 환경으로 구분하여 실험하였다. 이는 도로 환경이 뚜렷한 형태를 가지고 있지 않더라도 영상에서의 방향성을 분석할 수 있는 성능을 측정하기 위함이다.

그림 7은 도로 환경별 수집된 실험영상에 대해 본 논문에서 제안한 방법과 Moghadam의 방법과 최지원의 방법으로 소실점을 검출한 결과 영상을 나타낸다. 녹색점은 실측된 소실점의 위치를 나타내며, 적색점은 각 방법에 의해 검출된 소실점의 위치를 나타낸다.

본 논문에서 제안한 RANSAC 기반 소실점 예측 방법은 모든 도로 환경에서 실측영상과 거의 유사한 위치에서 소실점이 검출되었음을 확인할 수 있다. 그러나 가보필터를 사용한 Moghadam의 방법은 대부분 실측된 소실점의 위치보다 약간의 오차가 발생하였다. 또한 HOG를 이용한 최지원의 방법은 거의 모든 도로 환경에서 많은 오차가 발생함을 확인할 수 있다. 이는 외곽 영역으로부터 가장 멀리 떨어진 소실점을 대상으로 검출하는 방법이 나무길 영상과 같이 상단에 위치한 소실점을 예측하지 못하는 문제점이 있기 때문이며, 또한 도로 주변의 복잡한 방향성을 HOG를 이용하는 방법으로는 주방향성에 대한 정확한 분석이 어렵기 때문인 것으로 판단된다.

표 3은 도로 환경별로 분석한 소실점 검출 오차율에 대한 것으로서 이러한 문제점들을 분석한 결과이다. 실측된 소실점의 위치와 검출된 소실점의 위치 간의 오차는 유클리디언 거리(euclidean distance)를 이용하여 측정하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 각 도로 환경별 평균 오차가 약 5.05로 매우 적은 오차율을 보였으나, Moghadam의 방법과 최지원의 방법은 각각 16.84와 32.98로 실측된 소실점의 위치와 상당히 많은 오차를 보임을 확인할 수 있다. 또한 환경이나 영상의 다양함에 따라 소실점 검출 오차의 변화폭이 상당히 큰 것으로 나타난다. 이것은 가보필터나 HOG를 이용한 주방향성 분석의 최적 위치 예측이 도로 환경에 따라 민감하게 작용하는 것을 의미한다.

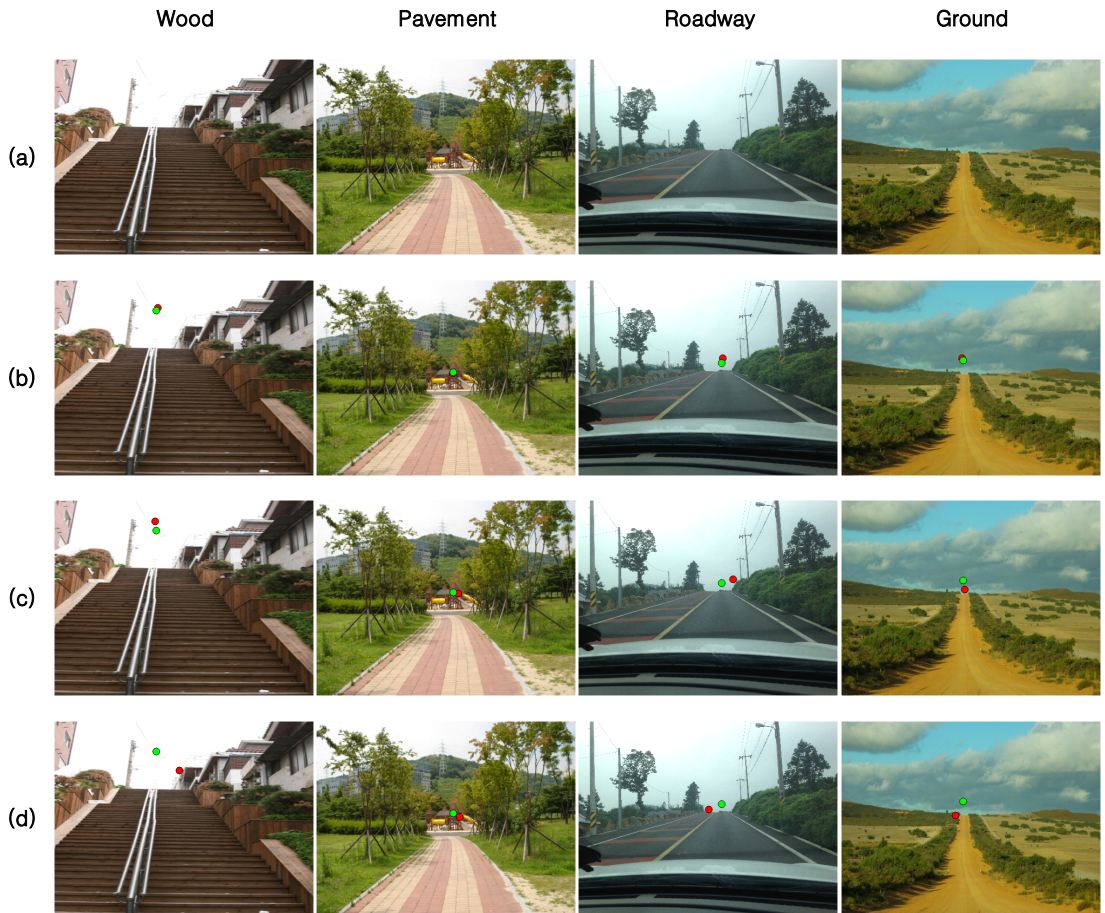


그림 7. 도로 환경별 소실점 검출 결과 (a)원본영상 (b)제안한 방법 (c)Moghadam(5)의 방법 (d)최지원(7)의 방법
 Fig. 7. Vanishing point detection result of road environment (a)original image (b)proposed method (c)Moghadam's method (d)Choi's method

그림 8은 도로 환경별 실험영상에서 소실점을 검출하기 위한 각 단계별 결과영상을 나타낸 것이다. (b)의 에지영상은 2장 1절에서 수행한 적응적 에지 검출기에 의해 획득한 결과로서 주로 색채 대비가 뚜렷한 경계선에서 에지들을 추출한 것을 확인할 수 있다. (c)는 RANSAC에 의한 직선모델을 이용하여 주방향성분을 검출한 것으로서 모든 서브블록 내의 주방향성분 중 비용값이 매그니튜드의 누적합의 30%보다 강한 성분만 검출한 것이다. 적색에 가까울수록 비용값이 크고 황색에 가까울수록 작다. 이를 통해 영상의 잡음에 의한 다양한 방향 성분들을 제거될 수 있다. (d)와 (e)는 주방향성분에 의해 교점을 산출하고 이를 누적인 것을 표현한 것이다. 밝을수록 누적 값이 큰 것을 의미하며 적색선이 비용값이 큰 주방향성분에 의한 직선을 의미한다. (f)는 각 단계를 통해 검출된

소실점 결과를 나타낸다.

표 4는 소실점 검출 단계의 수행 속도를 분석한 것으로서 실험을 위해 연속으로 촬영된 도로 영상을 이용하였다. Moghadam의 방법은 가보필터로 주방향성분을 검출하는 단계에서는 9fps, 소실점 검출단계에서는 13fps로 평균 수행 속도는 약 11fps로 측정되었다. 최지원의 방법은 HOG를 이용한 주방향성분을 검출하는 단계에서 10fps, 동적프로그래밍에 의해 소실점을 검출하는 단계에서는 11fps로 평균 수행 속도는 약 10fps로 측정되었다. 즉, 두 방법 모두 실시간 시스템에 적용하기에 단계별 수행 속도가 매우 느린 것을 확인할 수 있다. 그러나 본 논문에서 제안한 방법은 RANSAC 직선모델 예측단계에서는 14fps, RANSAC 교점모델 예측단계에서는 16fps로 측정되어 기존의 두 방법보다 실시간 시스템

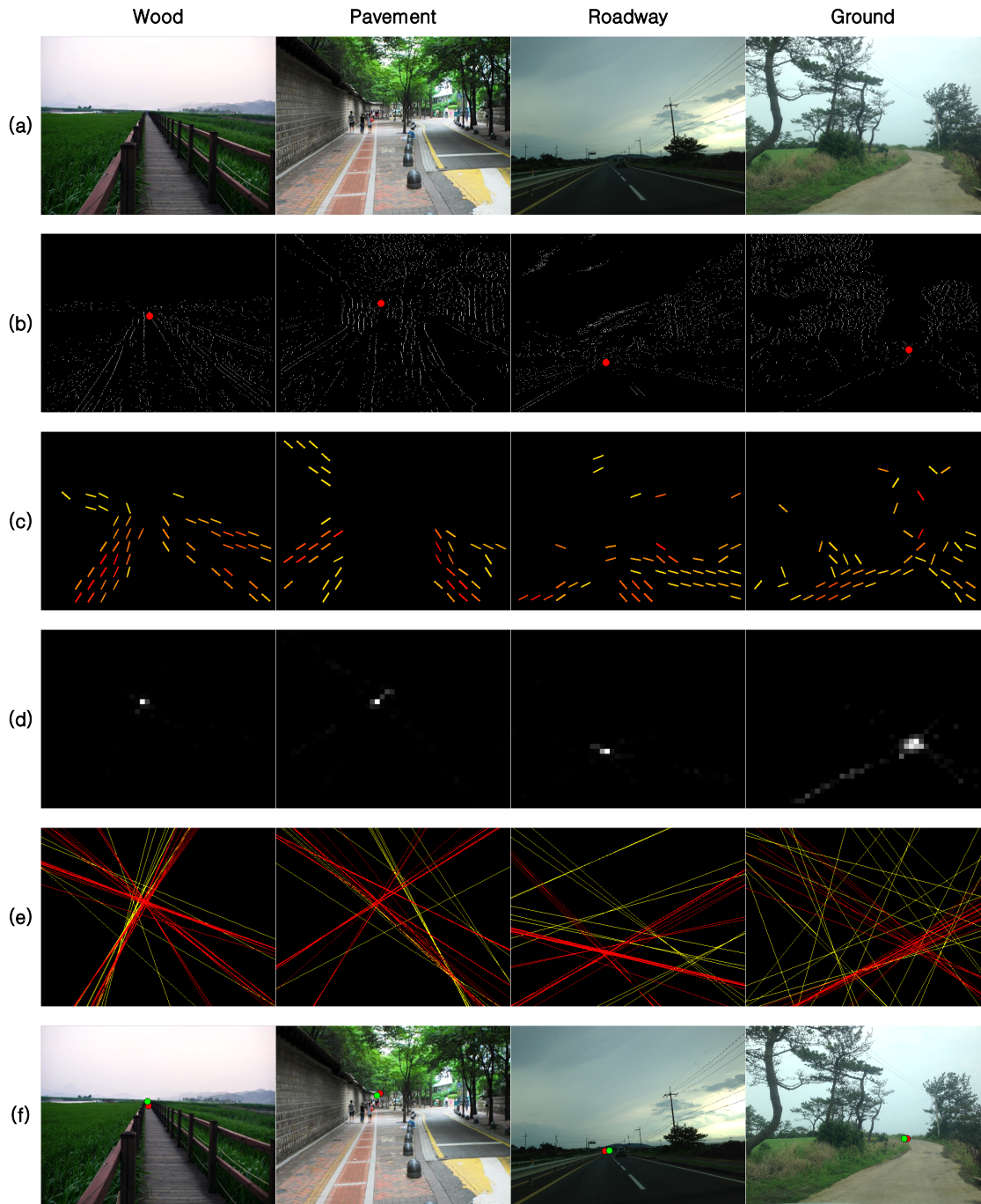


그림 8. 도로 환경별 소실점 검출 단계 결과 (a)원본영상 (b)에지영상 (c)RANSAC 주방향성분 (d)누적된 교점모델 (e)주방향성분에 의한 교점 산출 (f)소실점 검출 결과

Fig. 8. Result image for vanishing point detection process (a)original image (b)edge image (c)RANSAC-based dominant orientation (d)accumulated intersection point model (e)intersection points by dominant orientation (f)result of detected vanishing point

을 위한 가능성이 높은 것으로 검증되었다.

표 3. 도로 환경별 소실점 오차율

Table 3. Error rate of vanishing point in road environment

구분	오차		
	제안한 방법	Moghadam	최지원
Wood1	5.83095	17.11724	55.44367
Wood2	9.21954	18.38477	27.16615
Wood3	8.94427	13.41641	40.22437
Wood4	2.35604	21.00085	32.75561
Wood5	3.00000	10.64551	21.48903
평균 오차	5.87016	16.11296	35.41577
Pavement1	3.16228	30.47950	31.78049
Pavement2	2.23607	9.21954	13.89244
Pavement3	2.23068	13.92838	19.31321
Pavement4	1.00000	5.00000	29.06888
Pavement5	9.21954	31.38471	51.00983
평균 오차	3.56971	18.00243	29.01297
Roadway1	3.00000	8.54404	21.93171
Roadway2	2.82843	5.00000	29.06888
Roadway3	9.21954	22.13594	26.00000
Roadway4	5.00001	35.73514	41.43669
Roadway5	9.05538	16.27882	25.70992
평균 오차	5.82067	17.53879	28.82944
Ground1	4.47213	17.26267	29.52965
Ground2	6.00000	11.24501	31.06445
Ground3	6.08276	28.23119	54.62600
Ground4	5.00011	10.04988	56.88585
Ground5	3.16228	11.75062	21.18962
평균 오차	4.94346	15.70787	38.65911
총 평균 오차	5.05100	16.84051	32.97932

표 4. 실시간 수행속도

Table 4. Real-time performance (단위:fps)

구분	제안한 방법	Moghadam	최지원
주방향 검출단계	14.015	9.308	10.005
소실점 검출단계	16.850	13.071	11.181
평균 속도	15.433	11.190	10.593

V. 결론

본 논문에서는 실외의 자연환경에서 도로를 검출하기 위해 소실점을 자동으로 예측하기 위한 방법을 제안하였다. 이를 위해 RANSAC을 이용하여 직선모델을 예측함으로써 영상의 주방향성을 분석하고, 주방향성분을 RANSAC에 응용하여 교점모델을 예측함으로써 소실점을 검출하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법의 우수성을 검증하기 위하여 다양한 도로 환경의 영상을 이용하여 기존의 가보필터와 HOG 기술자를 이용한 방법과 비교 분석하였으며, 연속 영상에서의 실험을 통해 실시간 시스템으로의 적용 가능성을 입증하였다.

향후 검출된 소실점을 이용하여 도로의 영역을 분리하는 연구를 수행한다면 자연환경에서의 도로 형태 및 환경변화에 강건하게 도로를 검출할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] S. T. Banard, "Interpreting perspective images", Artificial intelligence, Vol. 21, No. 4 pp.435-462, 1983.
- [2] H. J. Liu, "A Fast Method for Vanishing Point Estimation and Tracking and Its Application in Road Images", In Proceedings of the 6th International Conference on ITS Telecommunications, pp.106-109, 2006.
- [3] D. Gerogiannis, C. Nikou, and A. Likas, "Fast and efficient vanishing point detection in indoor images", In Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012), pp.3244-3247, 2012.
- [4] T. Suttorp, and T. Bucher, "Robust Vanishing Point Estimation for Driver Assistance", Proceedings of the IEEE ITSC 2006, pp.1550-1555, 2006.
- [5] P. Moghadam, J. A. Starzyk, and W. S. Wijesoma, "Fast Vanishing-Point Detection in Unstructured Environments", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 21, No. 1, pp.425-430, 2012.
- [6] F. Stentiford, "Attention-based vanishing point detection", In Proceedings of the 2006 IEEE

International Conference on Image Processing(ICIP), pp.417-420, 2006.

[7] J. W. Choi, and C. I. Kim, "Real-time Vanishing Point Detection Using Histogram of Oriented Gradient", Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 48-SP, No. 2, pp.96-101, 2011.

[8] 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.

[9] D. Fontanelli, M. Cappelletti, and D. Macii, "A RANSAC-based fast road line detection algorithm for high-speed wheeled vehicles", In Proceedings of the 2011 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), pp.1-6, 2011.

[10] R. Hartley, and A. Zisserman, "Multiple View Geometry in Computer Vision", Cambridge University Press, 2003.

[11] A. Lopez, C. Canero, J. Serrat, J. Saludes, F. Lumbreras, and T. Graf, "Detection of Lane Markings based on Ridgeness and RANSAC", In Proceedings of the 8th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.733-738, 2005.

[12] S. L. Choi, T. M. Kim, and W. P. Yu, "Performance Evaluation of RANSAC Family", In Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), pp.1-12, 2009.

[13] S. H. Weon, S. I. Joo, H. S. Na, and H. I. Choi, "Detection of Pavement Region with Structural Patterns through Adaptive Multi-Seed Region Growing", The KIPS transactions. Part B, Vol. 19-B, No. 4, pp.209-220, 2012.

저 자 소 개



원 선 희
 2005 : 한경대학교
 컴퓨터공학과(공학사)
 2007 : 숭실대학교
 컴퓨터학과(공학석사)
 2012 : 숭실대학교
 미디어학과(공학박사)
 현 재 : 숭실대학교
 미디어학과 Post Doc.
 관심분야: Image Processing,
 Computer Vision,
 Pattern Recognition,
 Machine Learning.
 Email : nifty12@ssu.ac.kr



주 성 일
 2008 : 한국산업기술대학교
 컴퓨터공학과(공학사)
 2010 : 숭실대학교
 미디어학과(공학석사)
 현 재 : 숭실대학교
 미디어학과 박사과정
 관심분야: Image Processing,
 Computer Vision,
 Pattern Recognition,
 Machine Learning.
 Email : sijoo82@ssu.ac.kr



최 형 일
 1972 : 연세대학교 전자공학과(공학사)
 1982 : 미시간대학교
 전자공학과(공학석사)
 1987 : 미시간대학교
 전자공학과(공학박사)
 1995 : 퍼지 및 지능시스템학회 이사
 1996 : 정보과학회 컴퓨터비전 및
 패턴인식 연구회 위원장
 1997 : IBM Waston Lab 방문연구원
 2005 : 한국정보과학회 이사
 현 재 : 숭실대학교 미디어학과 교수
 관심분야: 컴퓨터공학
 Email : hic@ssu.ac.kr