

적응적 다중 시드 영역 확장법을 이용한 구조적 패턴의 보도 영역 검출

원 선 희[†] · 주 성 일^{††} · 나 현 숙^{†††} · 최 형 일^{††††}

요 약

본 논문에서는 보행자에 장착된 카메라로부터 입력된 자연영상에서의 구조적 패턴 변화에 강인한 적응적인 보도 영역 검출 기법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 다양한 패턴을 가지는 보도 환경에서 안정적으로 보도 영역을 분할하기 위해 첫 번째 단계에서는 소실점에 기반하는 V-Ray를 이용한 방사형 영역 분할법을 통해 보도의 경계선을 검출하여 보도의 후보영역을 분리하며, 두 번째 단계에서는 분리된 후보영역 내에서의 시드 영역 확장법(SRG)을 개선한 적응적 다중 시드 영역 확장법(A-MSRG)를 통해 구조적 패턴이 반복되는 보도 영역을 실시간으로 검출하는 방법을 수행한다. 성능평가를 위해 제안된 방사형 영역 분할법과 A-MSRG와의 결합에 의한 영역 검출 결과의 효율성을 측정한다. 기존의 SRG, MSRG 방법과의 비교 수행을 통해 제안된 방법의 타당성을 입증하였다.

키워드 : 방사형 영역 분할법, 적응적 다중 시드 영역 확장법, 보도 영역 검출, 시각 장애인

Detection of Pavement Region with Structural Patterns through Adaptive Multi-Seed Region Growing

SunHee Weon[†] · SungIl Joo^{††} · HyeonSuk Na^{†††} · HyungIl Choi^{††††}

ABSTRACT

In this paper, we propose an adaptive pavement region detection method that is robust to changes of structural patterns in a natural scene. In order to segment out a pavement reliably, we propose two step approaches. We first detect the borderline of a pavement and separate out the candidate region of a pavement using VRays. The VRays are straight lines starting from a vanishing point. They split out the candidate region that includes the pavement in a radial shape. Once the candidate region is found, we next employ the adaptive multi-seed region growing(A-MSRG) method within the candidate region. The A-MSRG method segments out the pavement region very accurately by growing seed regions. The number of seed regions are to be determined adaptively depending on the encountered situation. We prove the effectiveness of our approach by comparing its performance against the performances of seed region growing(SRG) approach and multi-seed region growing(MSRG) approach in terms of the false detection rate.

Keywords : Radial Region Split, Adaptive Multi-Seed Region Growing(A-MSRG), Pavement Region Detection, Visually Impaired Person

1. 서 론

자연영상에서의 도로 영역을 검출 및 분할하기 위해서는 크게 에지기반 분할기법(Edge-based segmentation)과 영역기반 분할기법(Region-based segmentation)으로 구분되어

연구되고 있다. 에지기반 분할기법은 주로 도로를 구성하는 경계선을 검출하는 방법으로 허프 변환(Hough transform), 체인코드(Chain code), B-snake(B-spline snake) 등을 이용하여 도로의 직선성분을 검출한다. 영역기반 분할기법은 블록단위의 색상이나 텍스처 특징을 이용하여 영상에서의 도로 영역을 분할하는 방법이다. 즉, 도로 영상을 분리하기 위한 방법은 직선 정보에 의한 영역분할 기법과 영상의 지역적 특징에 의한 영역분할 기법으로 구성됨을 알 수 있다. 직선 정보를 이용하는 기법은 대부분 도로의 경계선을 검출하기 위함이고 지역적 특징을 이용하는 기법은 도로 영역 표면의 상태를 분석하여 검출하기 위함이다. 본 논문에서는

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

† 정 회 원: 숭실대학교 미디어학과 Post Doc

†† 준 회 원: 숭실대학교 미디어학과 박사과정

††† 정 회 원: 숭실대학교 컴퓨터학부 부교수

†††† 종신회원: 숭실대학교 미디어학과 교수

논문접수: 2012년 3월 20일

수정일: 1차 2012년 5월 17일

심사완료: 2012년 6월 18일

* Corresponding Author: HyungIl Choi(hic@ssu.ac.kr)

두 가지 접근법의 형태를 결합한 새로운 도로 영역 분리 방법에 의해 보도의 경계선을 검출하는 방법을 제안한다.

에지 기반 분할기법은 영상 이미지 내에 존재하는 직선 성분을 검출하는 방법으로 도로 영역의 경계선 검출에 의한 영역 분할을 목표로 연구되고 있다. 이 방법들은 대부분 차도에서의 차선 검출에 초점을 맞추고 있으며 대표적인 방법이 허프 변환을 이용한 방법과 체인코드를 이용한 직선성분 검출 방법이다. 그러나 이러한 방법들은 차선이 직선성분이라는 가정 하에 수행되는 것이므로 이러한 한계를 해결하기 위해 직선과 곡선을 조합하는 차선 검출 방법도 제시되고 있다[1][2].

많은 연구들이 영상 내에서 직선성분을 검출하는 기법으로 허프 변환(Hough transform)을 이용한 차선 검출을 통한 도로 검출방법을 제안하고 있다. 허프 변환은 영상 내에서 직선으로 나열된 화소들을 검출하는데 효율적인 방법으로 알려져 있다. 이러한 특징을 응용한 다양한 변형된 허프 변환 방법들이 차선을 이용한 차도 영역 검출 연구에서 사용되고 있다[3-5]. Hua-jun[3]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. 이를 해결하기 위해 체인코드(Chain code)를 이용하여 부분적인 직선 성분을 추출하기 위한 방법들이 제시되었으며 항공 영상과 같은 영상 복원 분야에서 많이 활용되어지고 있다. 유재형[6-7]등은 8방향의 체인코드를 이용하여 각 화소의 연결성을 확인하고 각 방향에 대한 누적 화소의 확률값을 계산하여 시작점으로부터 임의의 단위 길이 내에 존재하는 화소들에 대해 확률값이 높은 방향으로 주축 방향을 설정한다. 도로 영상에서 나타나는 차선의 성분은 일반적으로 소실점을 향하는 특성을 고려하여 앞서 획득한 각 중심 방향 성분을 이용하여 소실점을 검출함으로써 도로 영역을 추출한다. 허프 변환에 의한 차선 검출 방법보다 외부의 조명 환경에 강인하며 수행시간이 짧아 실시간 처리에 적합하다는 이점이 있으나, 차도가 아닌 일반적인 도로에서는 잡음으로 인해 매우 민감하게 작용하는 단점이 있다. 도로 경계에 존재하는 두 차선은 평행을 이루게 되지만 원근에 의해 2차원 영상에서 서로 다른 형태로 나타나게 된다. 그러나 기존의 허프 변환이나 체인코드를 이용하는 방법들은 이러한 현상을 해결할 수가 없다. 따라서 스플라인 모델(Spline model)을 이용하여 직선과 곡선을 결합한 형태로 도로의 경계선을 검출하는 연구들이 진행되었다[8-9]. 이 방법은 일반적인 허프 변환을 이용하여 원근에 의해 단계적으로 직선 성분을 검출하고 소멸점을 추정하여 이를 중심으로 중앙선을 추출한다. 그리고 스네이크 모델(Snake model)을 위한 제어점을 모델링하여 최초 영상에서 구한 모델과 현재 영상에서의 오차를 최소화하는 에지를 추출하여 차선을 정확하게 검출한다. 이 접근법은 직선 및 곡선을 포함하여 그

림자나 잡음 등에 강하며 빠르고 효율적으로 차선을 검출할 수 있다는 장점이 있으나 이 방법 역시 복잡한 배경을 갖는 도로 영상 혹은 도로가 카메라에 평행하게 놓인 경우 도로 영역 검출이 불가능하다는 문제점이 있다.

에지 기반의 도로 차선검출 연구는 차선이 장애물에 의한 폐색이나 끊어짐에 대해 민감하게 작용한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 차선이 아닌 영상의 지역적인 영역을 기반으로 도로를 검출하는 연구가 수행되었다. 영역기반 분할 방법은 도로 영역이 갖는 고유의 특징을 이용하는 방법으로 주로 색상이나 텍스처 등의 지역적 특징을 추출하여 도로 영역을 분할하는 기법이다. 워터셰드(Watershed), 텍스톤부스트(TextureBoost)는 주로 영상정보검색(Image information retrieval) 분야에서 이용되는 방식으로 도로 영역의 특징을 이용하여 모델링하거나 인접영역간의 유사도에 따른 병합단계를 통해 분할한다. 이 접근법은 영역단위의 특성을 잘 반영하기 때문에 도로의 경계선 검출 방식보다 다양한 도로 영상에서 적용이 가능하다. S. Beucher[10]등은 도로의 전방 차량영역 검출을 위한 진단개로 도로 영역 분할에서 워터셰드 알고리즘을 이용하였다. 시계열 필터와 에지 검출기, 워터셰드 알고리즘을 이용하여 차선의 마커를 생성하고 이 마커를 통해 도로 모델을 계산하고 갱신한다. 세그멘테이션 단계에서 적용되는 워터셰드 알고리즘이 상당히 느린 점을 보완하기 위해 기하학적 왜곡 변형을 통한 빠른 워터셰드 알고리즘을 적용하였다. 그러나 평균 처리 속도는 초당 5 프레임으로 실시간 처리에는 부적합하다는 문제점이 있다. J. Shotton[11][12]에 의해 텍스톤부스트(TextureBoost)라는 알고리즘이 제안되었다. 이 방법은 분할하고자 하는 영역을 객체 클래스로 사전에 학습을 시키고 인식하는 방법으로 클래스 모델을 판별하기 위해 형태와 내용, 에지 정보를 결합한 함수를 이용한다. 영역 분할을 위한 특징으로 CIE Lab 색상공간에서 가우시안 필터링과 K-means 클러스터링 기법을 이용하여 영역 단위의 특징인 텍스톤(Texture)이라는 개념을 제안한다. 이 방법은 영상정보검색 시스템에서 실험한 것으로서 실시간 처리를 하기에는 상당히 느린 처리속도를 보인다는 단점이 있다. 본 논문에서 연구의 주요 방법으로 사용된 시드 영역 성장법(Seed region growing, SRG)[13-15]은 영역 분할을 위한 기본적인 알고리즘 중 하나로 시드가 되는 참조 윈도우 혹은 픽셀과 특징이 유사한 영역을 조금씩 성장시켜 최종적으로 영상 전체의 영역을 분할하는 방법이다. 이 방법은 윤곽선 영역을 추출하기 어려운 잡음이 많은 영상에서 효율적으로 영역을 분할이 가능하다. J. M. Alvarez[14]등은 그림자 조건에 강건하도록 엔트로피 최소화기법을 이용한 카메라 보정 알고리즘을 통해 HSI 색상 공간으로부터 강인한 특징을 추출하여 도로 모델을 생성하고 통계적 시드 영역 성장법 알고리즘을 결합하여 그림자가 없는 특징 공간으로 사용하는 도로 분할 알고리즘을 제안하였다. 그러나 이 방법은 카메라 보정기술을 포함하므로 카메라 파라미터에 의존적으로 반응하며 지역적으로 반영(penumbra)이나 하이라이트(highlight) 영역이 존재할 경우

색상 정보가 부족하기 때문에 영역분할이 제대로 이루어지지 않는다는 문제점이 남아 있다.

본 논문에서는 이동성이 있는 컴퓨터에 연결된 카메라 또는 스마트폰에 장착된 카메라를 이용하여 시각장애인의 안전한 보행을 유도하기 위한 방법을 제안한다. 기존에 연구된 차선 추출기법을 복잡하게 사용하는 대신, 본 논문에서는 차도와 보도영역의 경계 구분을 위해 검출된 소실점에 기반하는 가상의 광선들에 의한 영역 병합을 수행하는 방사형 영역 분할법에 의해 보도의 후보영역을 검출하고, 검출된 후보영역에서의 적응적 다중 시드 영역 확장법에 의해 자연영상에서의 구조적인 패턴을 가지는 보도 영역을 강건하게 분리한다.

논문의 구성은 2장에서는 제안하는 VRay를 이용한 방사형 영역 분할법에 의한 보도의 후보영역 검출 방법에 대해 설명하고 3장에서는 보행자의 시점 변화와 구조적 패턴 변화에 강건하게 작용하는 A-MSRG 방법에 대해서 자세히 기술한다. 4장에서는 실험을 통한 타당성 입증 결과를 기술하며 5장에서는 결론과 향후 연구에 대해 기술한다.

2. 복잡한 환경변화에 강건한 보도 후보영역 검출

2.1 적응적 에지 검출기

본 장에서는 복잡한 자연환경에서 실시간으로 보도 경계선과 후보영역을 검출하기 위한 방법에 대해 기술한다. 이를 위해 Fig. 1과 같이 적응적 에지 검출단계와 허프 변환에 의한 소실점 검출 단계, 그리고 VRay를 통한 보도 경계선 검출단계를 수행한다.

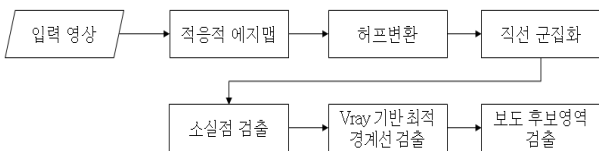


그림 1. VRay에 의한 보도 후보영역 검출 과정
Fig. 1. Process of pavement candidate region detection by VRay

본 논문에서 실험하는 자연영상에는 검출하고자 하는 보도 영역뿐 아니라 보도 블록, 가로수, 보행자 혹은 자동차 등에 의한 수많은 잡음도 존재한다. 따라서 보도의 경계선을 검출하기 위해서는 반드시 이러한 잡음을 제거하는 과정이 필요하다. 잡음을 제거하기 위해 영상에 다양한 필터를 적용하거나 에지의 방향성 또는 길이와 같은 구조적인 특성을 분석하는 방법 등이 있으나 이러한 방법들은 대부분 보존해야 할 에지 정보들도 잡음과 연결되어 제거되기 때문에 보도의 경계선과 같이 중요한 에지 정보를 잃어버리게 되는 문제점이 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 절에서는 잡음에 많은 영향을 미치는 명도 정보를 제외한 색도와 채도를 나타내는 HSV 채널에서의 H, S 채널값을 이용하여 적응적으로 에지 임계치를 조정한다. 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 Fig. 2에서 이를 표현한다. 이때 k 값은 본 논문에서는 15로 설정하여 해당 화소의 좌측과 우측의 15개씩 총 30개의 화소들에 대해 적용한다. 만약 해당 화소의 그레이 값이 Table 1과 같이 에지 할당 조건을 만족한다면 해당 화소의 값을 1로 할당하여 에지 화소로 생성하고 그렇지 않으면 0을 할당하여 배경 화소로 생성한다.

입력 영상의 모든 화소에 대해 위의 에지 화소 추출 과정을 수행하려면 계산량이 상당히 증가하게 되어 실시간 보도 검출을 위한 전처리 과정으로 매우 부적합하다. 따라서 계산량을 감소시키기 위해 본 논문에서는 적분 영상(Integral image)을 이용하여 평균 차이값과 임계치를 계산한다. 적분 영상은 선형적인 필터에 적용하여 반복적인 계산을 빠른 속도로 계산할 수 있게 하여 영상처리에서 계산량 감소를 위해 매우 효율적으로 이용되는 방법이다. 적응적 에지 검출기를 영상 전체 화소에 대해 연산을 수행할 경우 K의 값이 15일 경우는 94ms, 20일 경우는 115ms 인데 반해, 적분 영상을 이용할 경우 K값의 변화에 관계없이 약 45ms로 2배 이상 빠른 연산이 가능하다.

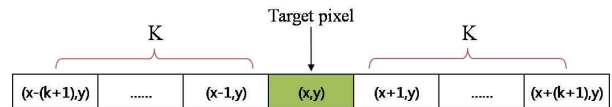


그림 2. 인접 화소를 이용한 적응적 임계치 설정
Fig. 2. Adaptive threshold value using neighboring pixels

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

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

$$threshold = \frac{D}{Total\ Number\ of\ Image\ Pixels}, \quad (2)$$

$$(D = \sum_{i=0}^N D_H + D_S)$$

(where, N is Total Number of Image Pixels)

표 1. 해당 화소의 에지 화소 할당 조건
Table 1. Condition of edge pixel

if	화소(x,y)의 그레이값 > 화소(x+1,y)의 그레이값 && 화소(x,y)의 그레이값 > 화소(x-1,y)의 그레이값 && 화소(x,y)의 그레이값 > 임계값
then	화소(x,y)의 값 = 1
else	화소(x,y)의 값 = 0

본 논문에서 제안한 방식은 영상 전체 화소들의 색도와 채도의 평균적인 차이값을 이용하여 적응적으로 임계값을 조절하여 에지를 검출하므로 Fig. 3과 같이 고정적인 임계값을 이용하는 기존의 에지 검출기에 비해 비록 에지의 강도는 약하더라도 주변 화소들에 비해 비교적 강한 에지만이 검출되어 잡음이 상당히 감소하게 된다. 또한 영상 전체에서의 색채 차이를 임계값으로 이용하므로 환경에 따라 영상의 명암 대비 혹은 밝기 정보가 변화하더라도 고정적인 임계값을 이용하는 케니 에지 검출기 보다 강건하게 에지 검출이 가능하다.

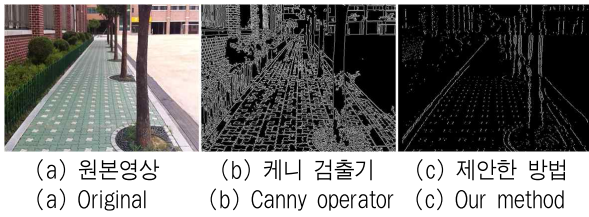


그림 3. 적응적 에지 검출 결과
Fig. 3. Result of adaptive edge detection

2.2 방사형 영역 분할법에 의한 후보영역 검출

본 논문에서는 영상의 소실점을 이루는 소실선을 찾기 위해 허프 변환을 이용하여 영상의 직선성분들을 검출한다. 이 허프 변환을 2.1절에서 검출된 개선된 에지 영상을 이용하여 수행하므로 주변 환경에 비교적 강건하게 뚜렷한 도로의 경계선이나 건물의 외곽선 등에서만 직선 성분 검출이 가능하다.

보도는 일반적으로 보행자의 양측의 경계선으로 이루어져 있다. 허프 변환을 이용하여 검출된 직선들은 이러한 보도 경계선을 검출하기 위한 것으로 양측 경계선들의 교점을 보도의 소실점으로 추출할 수 있다. 그러나 검출된 직선들이 검증과정을 통해 잡음이 많이 제거되었을지라도 가로수나 전신주 등에 의한 직선 성분들은 검출될 수 있다. 따라서 소실점 추출과정에서 이런 직선들에 의한 교점도 포함될 것이다. 잘못된 소실점의 추출은 보도 후보영역 검출을 불가능하게 하므로 이러한 문제를 해결하여야 한다.

산출된 소실점에 의해 존재할 수 있는 경계선이 영상에서의 보도 영역 분할을 위한 최적의 경계선 여부를 판단하기 위한 방법이 필요하다. 이를 해결하기 위해 본 절에서는 소실점으로부터 가상의 광선 VRay(Vanishing point constrained Ray)를 투사하여 최적의 경계선을 검출하는 방사형 영역 분할법을 제안한다.

이 단계를 통해 기존의 허프 변환에 의해 검출된 직선들에 의존하여 도로 경계선을 검출하였을 때 발생하는 정확성의 오류와 잡음에 의해 실시간 경계선 검출 시 추적 알고리즘을 결합하여 복잡한 연산을 소비해야 하는 기존 연구들의 문제점을 해결할 수 있다. 만약, 허프 변환에 의한 직선들이 실제 보도 경계선이 아닌 기타 영역에서 오검출되어 소실점이 잘못된 위치에서 추출되었다 하더라도 VRay를 이용한 경계선 검출 단계를 통해 오차를 보정하여 보도 영역 검출

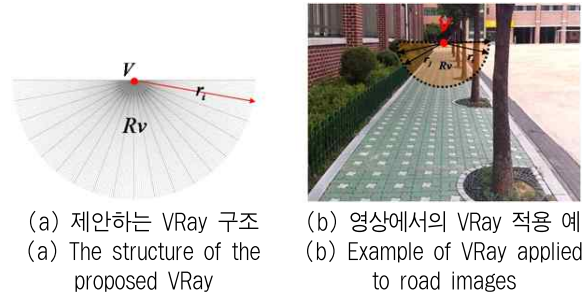


그림 4. 최적 경계선 검출을 위한 VRay
Fig. 4. Use of VRay for detecting the optimal boundary

을 위해 유효한 경계선을 검출 할 수 있다.

최적 경계선을 검출하기 위한 가상의 광선들로 이루어진 VRay를 Fig. 4의 (a)와 같이 구성한다. VRay는 총 180° 범위 내에서 2° 단위를 기준으로 91개의 광선 r_i 로 이루어지며 각 광선 r_i 의 인접영역으로 이루어진 집합 $Rv = \{R1, R2, R3, \dots, R90\}$ 로 정의한다. 광선 r_i 의 길이는 영상의 장애물이나 잡음에도 영역 간의 유사도 비교가 가능한 최소한의 영역을 포함하도록 영상의 너비를 고려하여 최대 길이를 정의한다.

최적 경계선을 찾기 위한 유사도 판별함수 S 는 식 (3)을 이용하여 r_i 와 r_{i+1} 에 의한 영역 A1과 A2의 유사도와 광선 r_i, r_{i+1} 간의 상호관계를 결합함으로써 두 영역을 가장 잘 분할 할 수 있는 광선 매개변수 i 를 찾는 과정을 수행한다. 이때 사용되는 특징으로 HSV 채널에서의 H와 S값을 이용한다. 유사도 판별함수 S 의 첫 번째 함수 $diff(A1, A2)_c$ 는 영역 A1과 A2의 두 영역 간의 히스토그램의 차이를 구하기 위한 것으로 식 (4)를 이용하여 구할 수 있다. 여기에서 $mean()$ 과 $var()$ 는 영역에서의 화소값들의 평균과 분산을 나타낸다.

$$S = ((diff(A1, A2)_c | C = H, S) \times (1 - MI(A1, A2))) \quad (3)$$

$$diff(A1, A2)_c = \frac{|mean(A1) - mean(A2)|}{\sqrt{var(A1) + var(A2)}} \quad (4)$$

함수 $MI(r_i, r_{i+1})$ 는 광선 r_i 와 r_{i+1} 의 상호정보량(Mutual Information)을 비교하기 위한 것으로 각 광선 상의 화소들에 대한 H와 S채널의 히스토그램을 이용하여 광선 r_i 에 의한 인접영역 A1과 A2의 상호 의존관계를 추출하고자 함이다. 두 광선을 대상으로 상호정보량은 k 가 A1에 속한 화소값이고, l 이 A2에 속한 화소값일 때, 식 (5)와 같이 정의된다. 이때 $h(\cdot)$ 는 해당 영역의 히스토그램이고, $p(\cdot)$ 는 해당 히스토그램의 확률분포를 나타낸다. 만약 두 영역의 히스토그램 확률분포가 유사하다면 결합 히스토그램 상에는 높은 확률값을 가진 최대점만 나타나게 되고 이때 상호정보량은 최대값을 갖게 된다. 상호정보계수(Mutual Information

Coefficient)인 $MI()$ 의 값이 높을수록 두 광선은 서로 의존적일 확률 즉, 유사한 영역에 투사된 광선일 확률이 높은 것임을 의미한다. 따라서 $MI()$ 의 값이 낮을수록 경계선으로 유추될 수 있는 광선이므로 이를 판별함수 S 에 $1-MI()$ 로 가중치의 형태로 적용한다.

$$MI(A1,A2) = h(A1) + h(A2) - h(A1, A2) \quad (5)$$

$$= \sum_{l \in A2} \sum_{k \in A1} p(l, k) \cdot \left(\log \frac{p(l, k)}{p(k)p(l)} \right)$$

병합과 분할 과정을 반복적으로 수행하며 180° 범위에 대한 모든 검사가 완료된 후, 식 (6)에 의해 보도의 후보영역인 $CandidateRv$ 를 검출한다. 이때 Rv_i 는 i 번째 영역을 의미하고 각 영역의 좌, 우측 광선의 x 좌표값인 $Rv_{i_l.x}$ 와 $Rv_{i_r.x}$ 에 의해 해당 영역의 너비를 계산할 수 있으며 각 영역의 최대 너비는 입력영상의 너비보다 크지 않은 영역만 고려대상이 된다. 따라서 보도 후보영역은 n 개의 Rv 영역 중에서 영상의 하단으로 포함하며 보행자의 중심과 가장 근접한 영역 중 너비가 가장 넓은 영역을 보도 후보 영역으로 선택하며 이에 대한 양측의 2개의 광선을 보도 경계선으로 검출한다.

$$CandidateRv = \max \left(\frac{Rv_{i_r.x} - Rv_{i_l.x}}{Image\ Width} \right) \quad (6)$$

, where $1 \leq i \leq n$, n is number of Rv

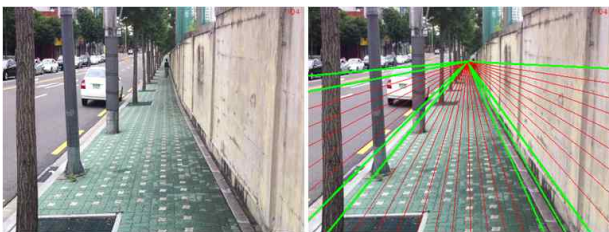


그림 5. V-Ray에 의한 영역 분할 결과
Fig. 5. Result of road region split by V-Ray

Fig. 5는 V-Ray를 이용한 방사형 영역 분할법에 의해 실험 영상에서의 보도 영역을 분리한 결과를 나타낸다. 녹색선이 특징 유사도가 높은 인접영역 간에 병합이 이루어진 후의 경계선이며, 적색선은 병합된 영역 내에 포함되어 있는 광선들을 표시한 것이다.

3. A-MSRG에 의한 보도 영역 검출

본 장에서는 추출된 최적 경계선으로 이루어진 보도 후보영역을 시점 고도에 의해 적응적으로 블록을 분할하며 다중 시드 블록을 추출하고, 블록의 평균도를 측정된 지역적 가중치를 적용하여 블록 영역을 병합 및 확장하는 적응적 다중 시드 영역 확장법(Adaptive-Multiple Seed Region Growing, A-MSRG)을 통해 시점변화에 따른 원근감에 의

한 특징 왜곡과 보도 형태 변화에 강건하게 적응적으로 보도 영역을 탐색하는 방법에 대하여 설명한다. Fig. 6에서는 적응적 블록 분할에 이어 블록 단위 특징들의 지역적 가중치가 적용된 판별함수에 따라 다중 시드 블록을 이용한 적응적 영역 확장법에 의해 블록을 병합하여 보도 영역을 검출하고 보도 모델을 생성 및 갱신하는 과정을 나타낸다.

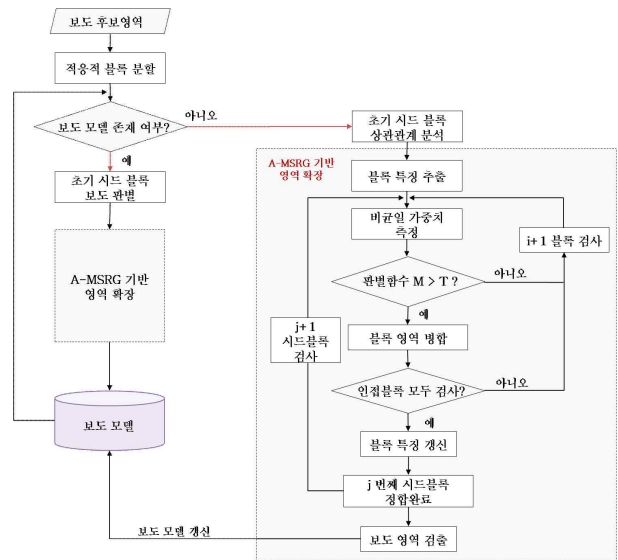


그림 6. A-MSRG에 의한 보도 영역 검출 과정
Fig. 6. A-MSRG에 의한 보도 영역 검출 과정

3.1 시점 변화에 대한 적응적 블록 분할

본 절에서는 검출된 소실점의 위치를 이용하여 시점 고도를 산출하고 이를 이용하여 보도 후보영역의 블록 크기를 적응적으로 조절하여 분할하는 방법에 대해 설명한다.

영상에 존재하는 보도는 주로 카메라로부터 가까운 즉, 영상의 하단에 가까울수록 보행자로부터 근거리로 위치한 것이고 영상의 상단에 가까울수록 보행자로부터 원거리로 위치한 것이라 정의할 수 있다. 즉, 2.2절에서 검출된 소실점의 위치가 영상의 하단에 가깝다는 것은 카메라가 Y축으로의 기울기가 양(+)의 범위로 커진다는 것이고, 상단에 가깝다는 것은 음(-)의 범위로 커진다는 것을 의미한다. 따라서 이러한 특성을 보도 영역 검출에 반영하기 위하여 소실점의 영상에서의 높이를 이용한 시점 고도를 계산한다. 식 (7)에서의 시점 고도 $Altitude$ 는 영상의 높이 L_{Height} 에 대한 소실점의 높이 Rv_{Height} 의 비율을 나타내는 것으로 보행자로부터 보도 영역의 끝까지의 거리로 정의한다. 이를 이용하여 원영상의 블록 크기를 가변적으로 조절할 수 있다. 식 (8)과 같이 $Altitude$ 의 값이 0에 가까워질수록 $1/Altitude$ 값이 커지므로 $BlockNumber$ 의 값이 커지고, 따라서 영상을 분할하는 블록의 크기는 작아지게 된다. 즉, 소실점의 높이가 낮기 때문에 원거리 보도 영역이 입력되었을 것이고, 보도 영역의 크기와 높이가 작고 낮을 것이므로 이를 고려하여 특징을 추출하기 위한 블록의 크기를 작게 조절하는 것을 의미한다.

$$Altitude = \frac{Rv_Height}{L_Height} \quad (0 \leq Altitude \leq 1) \quad (7)$$

$$BlockNumber \propto \frac{1}{Altitude} \quad (8)$$

본 논문에서는 다음의 Table 2와 같이 *Altitude*의 범위 내에서 5단계로 블록 크기를 설정하였다.

표 2. 시점 고도에 따른 적응적 블록 단계
Table 2. Size of adaptive sub-block with Altitude

입력 영상 크기 : 640×480 pixels		
구분	시점 고도 범위	블록 크기
1단계	$0 < Altitude \leq 0.2$	4×4
2단계	$0.2 < Altitude \leq 0.4$	8×8
3단계	$0.4 < Altitude \leq 0.6$	10×10
4단계	$0.6 < Altitude \leq 0.8$	16×16
5단계	$0.8 < Altitude$ or $Altitude \geq 1.0$	20×20

3.2 보도의 지역적 특징 추출

실시간 보도영역 탐색을 수행하기 위해서는 계산량이 적으면서 영상 구분능력이 뛰어난 특징 추출방식이 요구된다. 본 절에서는 보도의 지역적 특징을 이용하기 위해 3.1절에서 적응적으로 분할된 블록을 대상으로 하며, 각 블록을 묘사하는 특징은 HSV 색상 특징 히스토그램과 패턴 히스토그램을 사용한다. 각 블록에 대해 색상은 색도(Hue)와 채도(Saturation), 명도(Value)값을 이용하고, 명암을 나타내는 V(Value) 영상에서의 밝기 변화 특징을 통해 지역적 특징을 추출한다.

3.2.1 색상 특징 히스토그램

색상을 표현하는데 있어서 RGB 색상 공간은 컴퓨터 그래픽에서 주로 사용되지만, 인간의 색상 인식 능력은 RGB 보다는 HSI/HSV(Hue, Saturation, Intensity / Value) 색상 공간에서 더 유사하다. 본 논문에서도 이러한 특성을 반영하기 위해 RGB 색상 공간을 HSV 색상 공간으로 변환하여 사용하며, 변환된 HSV 색상 공간을 양자화(Quantization)함으로써 영상의 특징 추출 연산량을 감소시킨다.

보도 영역의 RGB 화소 값을 양자화하기 위해 Z.Lei의 논문[16]에서 제안한 방법을 이용한다. 이 방법을 통해 HSV 값으로 변환하면 $H \in [0, 360]$, $S, V \in [0, 1]$ 사이의 값을 얻고, 각 화소는 HSV 색상 공간에서 양자화된 36개의 단계 중 하나의 색인 값을 색상 특징 정보로 갖는다.

본 논문에서는 적응적으로 분할된 각 블록에 대하여 36개의 양자화 된 HSV 채널에서의 H, S, V값에 대한 각 채널 별 히스토그램으로 정의한다. 서브 블록 *B*의 색상 히스토그램을 $CH_H(B), CH_S(B), CH_V(B)$ 라 하고 *n*은 각 채널별 양자화 된 히스토그램 $h(\cdot)$ 의 빈(bin)의 수를 나타낸다고 할

때, 본 논문에서 사용하는 색상 특징 히스토그램은 식 (9), (10)과 같이 정의된다.

$$CH(B) = \{CH_H(B), CH_S(B), CH_V(B)\} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} CH_H(B) &= \{h_{H1}(B), h_{H2}(B), h_{H3}(B), \dots, h_{Hn}(B)\}, \\ CH_S(B) &= \{h_{S1}(B), h_{S2}(B), h_{S3}(B), \dots, h_{Sn}(B)\}, \\ CH_V(B) &= \{h_{V1}(B), h_{V2}(B), h_{V3}(B), \dots, h_{Vn}(B)\} \end{aligned} \quad (10)$$

3.2.2 패턴 히스토그램

보도블록의 형태 특성상 블록의 경계로 인한 무늬에 의해 수많은 패턴이 존재한다. 보행자 즉, 카메라로부터 가까운 영역일수록 영상에서의 질감 정보는 상당히 좋은 특징으로 이용할 수 있다. 그러나 기존의 질감 정보를 표현하는 GLCM이나 웨이블릿 등의 특징 기술자들은 주로 복잡한 연산을 통해 표현되므로 실시간 처리를 위해 연산량을 감소시킬 수 있는 단순한 표현 방법이 필요하다. 따라서 간단한 히스토그램 방식을 질감 특징에 적용하기 위하여 본 논문에서는 서브 블록의 밝기 변화를 분석한다. 이를 위하여 분할된 서브 블록에 대해 밝기 변화의 방향성에 대해 통계적인 분석을 수행하며 이를 히스토그램의 형태로 표현한 패턴 히스토그램(Pattern histogram) 특징을 제안한다.

본 논문에서는 분할된 서브 블록 영역에서의 패턴 히스토그램 특징을 추출하기 위해 HSV 채널에서의 V값을 이용하여 그레이 영상을 생성한다. 패턴 히스토그램 추출을 위해 본 논문에서는 서브 블록을 2x2의 크기의 블록으로 재분할하여 6가지의 스캔 방향으로 국부 화소의 밝기 차이를 계산하며 따라서 패턴 히스토그램은 총 6개의 빈(bin)들을 이용한다. 본 논문에서 정의한 스캔 패턴 방향은 6가지로 정의할 수 있으며, 이때 스캔을 위한 블록은 2x2 크기로 항상 좌측 상단의 화소부터 스캔을 시작한다. 국부 화소들 간의 밝기 값의 차이를 최소화하는 방향으로 스캔을 시작하며 총 6가지의 스캔 패턴 방향 중 하나의 패턴에 일치하게 된다. 따라서 본 논문에서 사용한 패턴 히스토그램 PH는 식 (11)과 같이 정의할 수 있으며, 이때 스캔 방향을 결정하는 패턴 인덱스는 식 (12)와 같이 결정할 수 있다. 즉, 서브 블록으로 분할된 보도의 지역적인 밝기 변화 패턴을 6가지의 스캔 방향에 따라 분석하여 블록 내의 밝기 변화 패턴을 히스토그램으로 표현한다.

$$PH(B) = \{h_{P1}(B), h_{P2}(B), h_{P3}(B), \dots, h_{P6}(B)\} \quad (11)$$

$$\delta = \min_{\alpha} \{ |p_{\alpha 1} - p_{\alpha 2}| + |p_{\alpha 2} - p_{\alpha 3}| + |p_{\alpha 3} - p_{\alpha 4}| \} \quad (12)$$

3.3 지역적 가중치에 의한 적응적 블록 매칭

본 절에서는 입력영상에서의 원근감과 영상 화질차이에 의한 블록 특징의 비균일도에 따라 적응적인 보도 영역 탐색을 수행하기 위한 방법에 대해 설명한다. 일반적으로 카메라로부터 입력된 영상은 거리에 따라 혹은 카메라의 회전 각도에 따라 조명에 의해 동일한 영역이라도 화질의 차이가

발생하게 된다. 즉, 보행자와 카메라의 위치가 동일하다는 가정 하에 보행자로부터의 근거리는 영상이 선명하고 화질이 좋은 반면, 원거리는 상대적으로 초점이 흐리기 때문에 블러링(Blurring) 현상이 발생하여 화질이 매우 저하되므로 영상 처리를 위한 특징 추출이 어렵다. 또한, 카메라의 기울어짐에 의해 조명의 반사가 생길 경우 동일한 영역일지라도 명암도의 차이가 생기므로 인해 화질의 차이가 발생하게 된다. 따라서 동일한 영역이더라도 원근감이나 조명에 따라 특징벡터가 다를 수 있다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 검출된 보도 후보영역을 보행자로부터의 적응적으로 분할된 블록으로부터 추출된 특징에 대해 지역적 가중치인 비균일도 가중치(Non-uniformity weight)를 적용한 유사도 함수를 통해 적응적으로 매칭한다.

본 논문에서는 블록 특징의 비균일도 측정을 위해 정보 엔트로피(Information Entropy) 개념을 이용한다. 정보 엔트로피는 C. Shannon이 1948년에 출판한 논문인 “통신의 수학적 이론(A Mathematical Theory of Communication)”[17]에서 처음 소개된 엔트로피(Entropy)라는 개념에서 출발하며, 확률적 특성이 부여된 모든 환경에서 최대로 얻을 수 있는 정보량(즉, 불확실성)을 의미한다.

본 논문에서는 엔트로피 개념을 3.2절에서 추출된 특징에 대하여 비균일도 측정을 위해 사용한다.

첫 번째 특징인 색상 특징의 비균일도 H_C 측정을 위해 식 (13)과 같은 형태로 정의한다. 이때, B 는 시드 블록과의 비교대상인 인접 블록을 나타내고 $p_C(C_{B_i})$ 는 탐색 블록에서 색상 특징값인 C_{B_i} 를 가질 확률을 의미한다.

$$H_C = - \sum_{i=1}^N p_C(C_{B_i}) \log_N p_C(C_{B_i}) \quad (13)$$

$$H_P = - \sum_{i=1}^N p_P(P_{B_i}) \log_N p_P(P_{B_i}) \quad (14)$$

두 번째 특징인 패턴 특징의 비균일도 H_P 측정은 식 (14)를 이용한다. 이때, B 는 역시 탐색 대상 블록이며 $p_P(P_{B_i})$ 는 탐색 블록에서의 패턴 특징값인 P_{B_i} 를 가질 확률을 의미한다.

특징값들의 비균일도를 고려하여 본 논문에서 정의한 유사도 함수 M 은 식 (15)와 같다. 여기서 시드 블록은 B_{seed} 로 표현하며 인접 블록 $B_{neighbor}$ 와 특징값을 비교한다. 이때 색상 특징과 패턴 특징은 식 (16)과 같이 각각 색상 최대값 C_{Max} 과 패턴 최대값 P_{Max} 으로 정규화한 형태인 M_C 와 M_P 로 시드블록과 대상블록 간의 특징 차이를 산출한다. 이때 각 특징 히스토그램 간의 차이를 산출하기 위해서는 히스토그램 유사도 측정을 위해 가장 많이 이용하는 교차연산(Intersection)을 수행하여 시드 블록과 인접 블록의 히스토그램 특징의 차를 구한다. 가중치 α , β 는 색상 특징, 패턴 특징의 기여정도를 나타내는 가중치로서 식 (17)과 같이 색상 비균일도 H_C 와 패턴 비균일도 H_P 로 정규화하여 0에서 1사이 값을 갖는 형태로 적용한다.

$$M(B_{neighbor}, B_{seed}) = \alpha \cdot M_C + \beta \cdot M_P \quad (15)$$

, where $0 \leq \alpha, \beta \leq 1, \alpha + \beta = 1$

$$M_C = \left\| \frac{C_{B_{neighbor}}}{C_{Max}} - \frac{C_{B_{seed}}}{C_{Max}} \right\|, \quad (16)$$

$$M_P = \left\| \frac{P_{B_{neighbor}}}{P_{Max}} - \frac{P_{B_{seed}}}{P_{Max}} \right\|$$

$$\alpha = \frac{H_C}{H_C + H_P}, \quad \beta = \frac{H_P}{H_C + H_P} \quad (17)$$

3.4 A-MSRG를 이용한 보도 영역 탐색

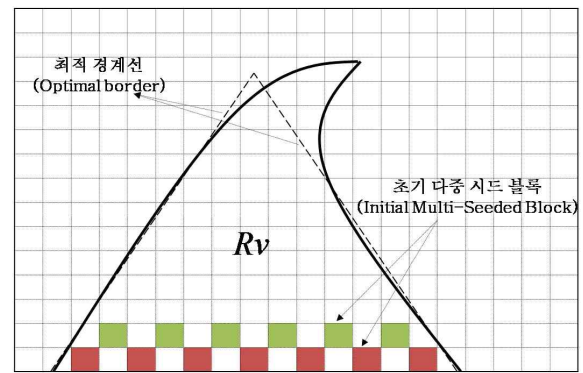


그림 7. 초기 다중 시드 블록 추출의 예
Fig. 7. Example of initial seed block

본 절에서 사용하는 영역 확장법 개념을 위해 초기 시드 블록의 추출 단계가 필요하다. 초기 시드 블록의 추출은 영역 확장법을 통한 영역 분할 결과의 정확성을 좌우하는 매우 중요한 과정이다. 즉, 본 논문에서 검출하고자 하는 보도 영역의 초기 시드 블록이 잘못 지정될 경우 전혀 다른 영역으로의 확장이 일어나게 되어 보도 영역으로 오분류되는 문제가 발생하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 2장에서 검출된 보도 후보영역 R_v 를 이용한다. R_v 는 보행자로부터 가장 가까운 영상의 하단을 포함하고 있기 때문에 특징량이 많아 초기 시드 블록을 추출하기에 적합하다. 그러나 일반적으로 보도는 다양한 색상과 무늬로 이루어져있기 때문에 단일 시드 블록으로 영역을 확장할 경우 정확한 보도 검출이 불가능하다. 따라서 Fig. 7과 같이 영상의 하단 블록을 영역 R_v 의 영상 하단 내에서 상하로 교차하여 초기 다중 시드 블록을 추출한다. 초기 시드 블록의 개수는 영역 R_v 의 너비에 비례한다.

보도의 특성상 초기 시드 블록들의 위치에 따라 특징이 상이하게 나타날 수 있다. 만약 같은 보도 영역일지라도 교차되어 시드 블록을 추출할 경우 무늬와 형태에 따라 서로 다른 영역으로 판단되는 특징을 가질 수도 있다. 따라서 추출된 초기 다중 시드 블록들의 특징 간의 상관관계를 분석하여 전혀 다른 시드 블록이 포함되는 것을 방지하고 이들의 특징을 보도 영역 확장을 위해 이용한다. 상관관계를 구

하기 위해 시드 블록의 밝기정도를 나타내는 HSV 색상모델의 V(Value)값을 이용하여 식 (18)로부터 구할 수 있다. 이때 N 은 각 블록의 특징 히스토그램 빈의 개수이며 i 번째 시드 블록과 j 번째 시드 블록의 상관계수를 구할 수 있다. 시드 블록의 히스토그램 간의 상관계수(Correlation coefficient)는 서로 얼마나 ‘유사한’ 관계를 맺고 있는가를 판단할 수 있는 값으로 +1은 완전 상관이며 0은 무상관을 의미한다. 따라서 시드 블록 간의 상관계수가 +1에 가까울수록 동일한 영역에서의 블록이라고 판단할 수 있다. 본 논문에서는 연관성 판단을 위해 임계치를 0.8로 지정하여 이보다 큰 상관계수를 갖는 시드 블록들만을 대상으로 한다.

$$d(H_{SB_i}, H_{SB_j}) = \frac{\sum_I (H_{SB_i}(I) - \overline{H_{SB_i}})(H_{SB_j}(I) - \overline{H_{SB_j}})}{\sqrt{\sum_I (H_{SB_i}(I) - \overline{H_{SB_i}})^2 \sum_I (H_{SB_j}(I) - \overline{H_{SB_j}})^2}}, \quad (18)$$

,where $\overline{H_k} = \frac{1}{N} \sum_I H_k(I)$

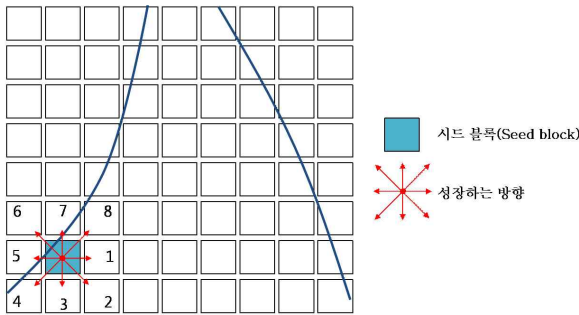


그림 8. 시드 블록 확장 방향
Fig. 8. Growing a seed block in 8-direction

보도 영역의 검출을 위해 본 논문에서 사용된 A-MSRG는 SRG 알고리즘을 변형시킨 것으로서, 전통적인 SRG 알고리즘은 단일 화소를 시드 포인트로 사용하므로 이웃 화소들과의 특징 차이에 따라 민감할 수 있으며 영역이 과분할되는 문제점이 발생하게 된다. 또한 시드 포인트의 위치가 확장되는 영역의 결과에 상당한 영향을 미치게 되어 복잡한 패턴을 가지는 영역에 대해서는 정확한 분할이 어렵다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 단일 화소 대신 서브 윈도우의 형태로 시드 블록을 사용하며 이웃 블록들과의 유사성 판단을 위해 식 (15)의 유사도 함수 M 을 이용한다. 유사도 함수의 값이 임계치 보다 클 경우 블록 영역을 병합하여 영역을 확장한다.

블록의 병합 및 확장을 위해 Fig. 8과 같은 순서로 진행된다. 청색으로 표기된 시드 블록을 기준으로 시작하여 표시된 화살표 방향 순서대로 이웃 블록을 검사하면서 유사한 블록을 병합한다. 여기에서 시드 블록의 8방향 이웃에 존재하는 블록을 검사 대상으로 하며 i 개의 시드 블록에 대해 순차적으로 영역 확장을 수행하여 모든 블록 영역에 대해 레이블이 할당될 때까지 진행한다. 모든 블록에 대해 유사도 검사를

통한 영역 확장이 수행된 후 최종적으로 레이블이 할당된 블록들을 보도 영역에 해당하는 블록으로 동일한 레이블을 부여하여 병합한다. 그리고 최종적으로 검출된 보도 영역의 평균 특징을 보도 모델로 생성하며 일정 프레임 이상 진행된 후, 다음 프레임에서의 특징 매칭을 위해 보도 모델을 갱신하는 과정을 수행하여 환경 변화에 강건하도록 한다.

현재 프레임에서 시드 블록의 확장에 의해 최종 병합된 보도 영역의 블록들에 대한 특징 히스토그램 모델을 갱신하기 위해 다음 프레임에서의 보도 모델을 다음의 식 (19), (20)과 같이 정의한다. 이때 α 는 가중치 값으로 이 값을 크게 설정할 경우 시스템의 적응성은 향상되지만 강인성은 저하되므로 본 논문에서는 실험을 통해 α 값을 0.05로 설정하였다. $Color_{k,t}$ 와 $Pattern_{k,t}$ 는 t 번째 프레임에서의 색상 모델과 패턴 모델의 특징을 나타내며, $Color_k$ 와 $Pattern_k$ 는 $t-1$ 번째 프레임에서 병합된 영역의 색상 특징과 패턴 특징 히스토그램의 k 번째 인덱스를 나타낸다. 그리고 식 (21)을 이용하여 히스토그램 인덱스 k 가 이전 프레임에서 병합된 영역에서 차지하는 비율을 통해 $Color_{k,t-1}$ 과 $Pattern_{k,t-1}$ 을 산출한다. 이때 N 은 병합된 영역의 전체 픽셀의 수를 나타낸다. 즉, 일정 프레임동안 생성된 보도 모델 $Color$ 와 $Pattern$ 히스토그램에서 k 번째 인덱스가 차지하는 비율을 통해 해당 모델이 갱신된다. 만약, 병합된 모든 블록들의 평균 특징이 해당 모델에 속할 확률이 낮다면 그 특징은 해당 모델의 갱신에 적은 가중치를 받게 된다. 따라서 조명에 의해 보도 영역이 변하거나 보도가 아닌 다른 영역에서 시드 블록이 선택되더라도 병합되지 않을 것이며 병합된 블록의 특징이 해당 모델에 속할 확률이 낮으므로 일정 시간동안 보도를 추출하지 못하거나 가려짐(Occlusion)이 발생할 경우에도 강인한 성능을 발휘할 수 있다. 이러한 과정을 통해 보도의 패턴이 조명변화나 잡음에 의해 다르게 갱신되어 모델이 변형되는 문제점을 해결할 수 있으며, 또한 전혀 다른 영역이 시드 블록으로 선정되어 보도로 오검출되는 것을 방지할 수 있다.

$$P_{k,t} = \{Color_{k,t}, Pattern_{k,t}\} \quad (19)$$

$$Color_{k,t} = (1-\alpha)Color_{k,t} + \alpha Color_{k,t-1}, \quad (20)$$

$$Pattern_{k,t} = (1-\alpha)Pattern_{k,t} + \alpha Pattern_{k,t-1},$$

(where, $0 \leq \alpha \leq 1$)

$$Color_{k,t-1} = \frac{\text{이전시점의 } k\text{번째 특징의 개수}}{\text{이전시점의 병합된 영역의 히스토그램}} = \frac{Color_{k,t-1}}{\sum_{k=1}^N Color_{k,t-1}},$$

$$Pattern_{k,t-1} = \frac{Pattern_{k,t-1}}{\sum_{k=1}^N Pattern_{k,t-1}} \quad (21)$$

4. 실험 결과

본 논문에서 실험을 위해 사용한 영상은 보행자가 착용한 헬멧에 장착된 usb카메라 Logitech C905모델로부터 320 x 240 크기의 영상을 실시간으로 입력받아 처리하였으며, 평균 수행속도는 초당 18프레임으로 측정되었다. Intel(R) Core2 Quad CPU 2.66GHz, 3G RAM 환경 하에 기본적인 영상처리를 위하여 OpenCV 1.1ver 라이브러리를 이용하였다.

Fig. 9는 실험에 사용된 다양한 환경에서 촬영된 구조적인 패턴을 가지는 보도 영상의 예이다. 실험영상은 보도와 차도가 공존하는 환경과 차도가 존재하지 않는 환경에서 주간에 실험하였으며, 보도 블록의 패턴이 반복적으로 구성되어 있는 보도 환경에서 실험하였다.



그림 9. 실험에 사용된 원본 영상
Fig. 9. Natural images for experiment

Fig. 10은 본 논문에서 제안한 방사형 영역분할법과 A-MSRG에 의한 Fig. 9의 실험 영상에 대한 보도 영역 검출 결과이다. 전체적으로 모두 다른 환경에서 촬영된 영상에도 불구하고 구조적인 패턴의 유무와 관계없이 보도 영역이 검출됨을 확인할 수 있다.

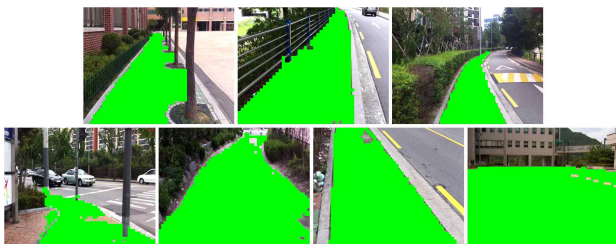


그림 10. 그림 9에 대한 보도 영역 검출 결과
Fig. 10. Result of pavement region detection in Fig. 9.

Table 3에서의 보도 영역의 오검출률(False detection rate)는 다음의 식 (22)에 의해 산출할 수 있으며, 이는 시점 고도에 따라 가변적으로 서브 블록의 크기를 설정하는 타당성을 입증하기 위한 것이다. 즉, 실제 제안한 방법에 의해 시점 고도에 따라 적용된 블록 크기는 8x8 크기이며, 실험 결과에서 가장 좋은 검출 성능을 보이는 블록의 크기도 8x8로서 제안한 방법에 따라 적응적인 블록 분할이 시스템 성능 향상에 타당함을 입증한다. 실측 영상에서의 화소수에

표 3. 적응적 블록 분할에 따른 검출 성능

Table 3. Comparison of performance with adaptive sub-block

블록크기	실측 화소수	차영상 화소수	거짓 긍정	거짓 부정	오검출률 (%)
4x4	32720	6352	4432	1920	19.4
8x8	33472	4608	2816	1792	13.7
10x10	33900	4800	2700	2100	14.2
16x16	33280	6656	5888	768	20.0
20x20	33200	7600	7200	400	22.9

대한 차영상의 화소수로 구할 수 있으며 차영상의 화소수는 거짓 긍정(FP)과 거짓 부정(FN)으로 검출된 화소수를 나타낸다.

$$False\ detection\ rate = \frac{Subtraction\ pixels}{Ground\ Truth\ pixels} \times 100$$

(where, $Subtraction\ pixels = FP + FN$) (22)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100, \quad (23)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100,$$

$$F-Measure = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \times 100$$

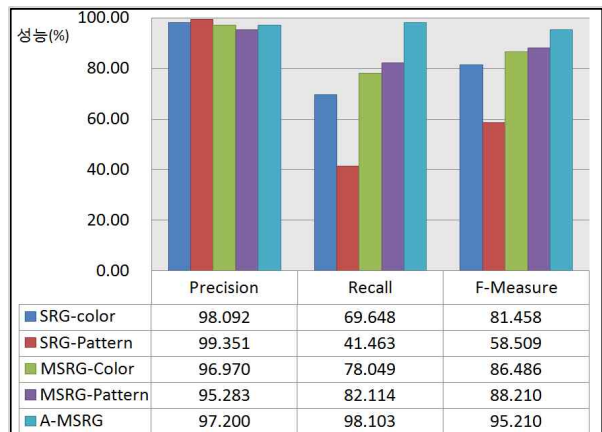


그림 11. SRG, MSRG, A-MSRG의 영역 검출 성능
Fig. 11. Performance of SRG, MSRG, A-MSRG

Fig. 11은 SRG, MSRG, A-MSRG의 영역 검출 성능을 비교한 것으로서 SRG와 MSRG는 각각 색상과 패턴 특징만을 이용하여 영역 검출 성능을 평가한다. 각 알고리즘들의 성능 평가를 위해 본 논문에서 제안한 방사형 영역분할 단계를 수행한 후, 각 방법들을 적용하여 영역 검출 성능을 비교한다. 실험을 위해 (Fig. 9)의 7가지 실험환경에서 촬영된 영상을 이용하여 평균적인 성능을 측정하였으며, 성능평가 지표를 위해 식 (23)과 같이 Precision과 Recall, F-Measure를 이용하였다.

SRG는 검출된 보도 후보 영역 내에서 중앙에 위치한 단 한 개의 블록만을 이용하여 확장하고, MSRГ는 본 논문에서 제안하는 방법과 동일하게 보도 후보 영역 내에서 교차하여 선택된 시드 블록들을 이용하여 확장을 수행한다. Precision은 5가지 방법 모두 평균 97.379%로 높게 측정되었으나, Recall과 F-Measure에서는 성능 차이가 확연히 나타나고 있다. 이는 SRG와 MSRГ는 보도로 검출된 영역이 일부분만이 검출되었기에 검출된 정확도 면에서 측정되는 Precision은 높은 값을 가지게 된다. 그러나 실제로 검출되어야 할 영역에서 정확히 검출되지 못하기 때문에 Recall과 F-Measure의 값은 A-MSRГ에 비해 현저히 낮은 성능을 보이게 된다.

Fig. 12는 Alvarez[14]이 제안한 방법과의 영역 검출 성능을 비교한 것으로서, 실외에서 촬영된 아스팔트, 나무 계단, 흙, 잔디, 자갈, 낙엽, 보도 등 7가지의 환경에서 실험한다. 영역 검출의 정확성을 측정하기 위해 F-Measure를 이용하여 Alvarez의 방법은 화소 기반의 실측 영상과 비교하고, 본 논문에서 제안한 방법은 블록 기반의 실측 영상과 비교한다.

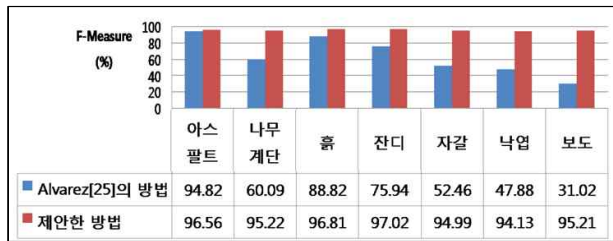


그림 12. Alvarez의 방법과 제안한 방법의 영역 탐색 성능
Fig. 12. Performance results of Alvarez and the proposed method

Alvarez의 방법은 기본적으로 영상의 하단 중앙이 포함되는 고정적인 영역에서 시드 화소를 임의로 여러 개 선택하여 화소 주변의 RGB 값을 이용하여 가우시안 혼합 모델을 생성하고 고정된 임계값을 지정하여 학습된 분포 모델에 주변 화소가 포함되는지 여부를 검사하여 영역을 확장한다. 이 방법은 단일 시드를 사용하지 않고 다중 시드를 이용한다는 점에서 본 논문에서 제안한 방법과 유사하지만 화소 단위로 임의의 고정된 시드를 선택하므로 도로 영역이 회진되거나 잡음이 포함된 도로 영역일 경우 도로 모델이 정확하게 모델링 되지 못한다는 치명적인 문제점이 존재한다.

Fig. 13에서와 같이 아스팔트나 흙으로 된 도로의 경우 일정한 색상과 명암을 가지므로 두 방법 모두 약 91.82%와 96.69%로 높은 성능을 나타낸다. 그러나 명암의 변화가 크고 질감 특성이 강한 나무 계단이나 잔디, 자갈, 낙엽, 보도 등의 환경에서는 제안한 방법은 평균 성능 95.31%로 영역 탐색 성능이 매우 균일하게 측정되지만, Alvarez의 방법은 잔디로 된 도로 환경에서만 75.94%일 뿐 나머지 환경에서는 약 47.86%로 영역 탐색이 거의 불가능한 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 고정된 영역에서 시드 선택이 이루어지

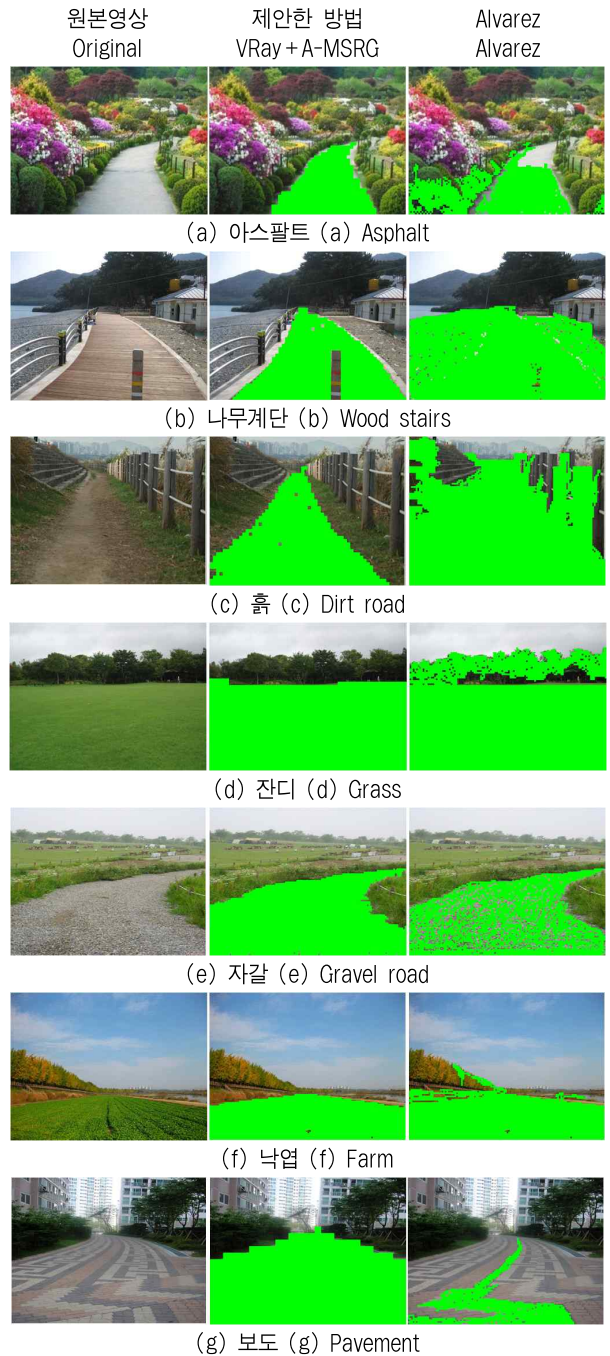


그림 13. 서로 다른 환경에서의 Alvarez와 제안한 방법의 검출 결과

Fig. 13. Detection results of Alvarez and the proposed method in various natural environments

고 특정 매칭 시 지역적인 특성을 반영하지 않고 모델링된 분포에 포함 여부만을 검사하므로 지역적인 변화에 매우 민감하게 반응하게 되는 문제점으로 인한 것이다.

그러나 이러한 정확한 보도 영역 검출 결과와는 달리 주변 상황에 따라 오검출 되는 결과가 나타나기도 한다. Fig. 14의 (a)와 같이 원거리에 조명이 존재하여 색상이나 밝기 변화 정보를 잃어버린 경우에는 보도 영역 검출이 어렵다.

이를 해결하기 위해서는 보도의 조명 성분이나 그림자 성분을 제거하는 단계가 필요할 것이다. 또한 (b)와 같이 보도의 패턴이 주변 장애물 혹은 건물의 외벽 등과 비슷한 색상과 밝기 변화 정보를 가지는 경우에는 오검출이 발생할 수 있다. 이는 원거리 영역에 장애물이 존재하여 밝기 변화 특징보다 색상 특징이 더 유용하게 작용하므로 적응적 매칭 단계에서 색상 특징으로 매칭하여 잘못된 확장이 일어난 경우이다. (c)의 보도 블록이 변색되거나 이물질에 의해 변질된 경우에도 생성된 보도 모델과 특징의 차이가 너무 많이 나기 때문에 보도 영역으로 검출되지 못하는 문제점이 발생한다.



(a) 조명으로 인한 오검출 결과
(a) Changed light



(b) 주변 잡음으로 인한 오검출 결과
(b) Various noises(road side trees, electric poles, etc.)



(c) 보도의 변색으로 인한 오검출 결과
(c) Faded road

그림 14. 다양한 상황에 따른 오검출 결과
Fig. 14. Missing detection result in difference situation

5. 결론

본 논문에서는 자연영상에서의 복잡한 외부 환경변화와 구조적인 패턴에 강건하게 보도 영역을 검출하기 위한 방법을 제안하였다. 이를 위하여 소설집에 기반하는 V-Ray를 이용하는 방사형 영역 분할법을 제시하였으며, 검출된 보도 후보영역 내에서 구조적인 패턴을 분석 및 검출하기 위한 적응적인 다중 시드 영역 확장법을 새롭게 제안하였다. 또

한 보도 패턴의 다양한 환경과 보도가 아닌 실외의 여러 가지 도로 환경에서 적용함으로써 제안한 방법의 타당성과 효율성을 입증하였다. 그러나 실외 환경에서의 불가피한 잡음이나 주변 환경요인에 의해 예기치 못한 영역의 오검출이 발생하게 되는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 향후 보행자의 보행 패턴에 대한 시계열적인 정보를 분석하여 보도의 구조적인 패턴 변화를 예측함으로써 외부 환경변화에 더욱 강건하게 검출하기 위한 연구가 진행되어야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] S.H.Weon, H.I.Choi and G.Y.Kim, "Walking assistance system using texture for visually impaired person", Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol.16, No.9, pp.77-85, 2011.
- [2] S.H.Weon, "Pavement Analysis with Structural Pattern through Radial Boundary Extraction and Adaptive Region Detection", Ph.D. Thesis, University of Soongsil, 2012.
- [3] H.J.Liu, "A Fast Method for Vanishing Point Estimation and Tracking and Its Application in Road Images", The 6th International Conference on ITS Telecommunications Proceedings, pp.106-109, 2006.
- [4] H.Lin, "Lane departure identification on Highway with searching the region of interest of Hough space", International Conference on Control, Automation and Systems, pp.1088-1091, 2007.
- [5] M.Tian, "Vision based Lane detection for Active Security in Intelligent Vehicle", IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, pp.507-511, 2006.
- [6] J.H.Yu, Y.J.Han and H.S.Hahn, "An Efficient Extraction of On-Road Object and Lane Information Using Representation Method", IEEE International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems, pp.327-332, 2008.
- [7] J.H.Yu, Y.J.Han and H.S.Han, "A Scheme of Extracting Forward Vehicle Area Using the Acquired Lane and Road Area Information", Journal of Korean institute of intelligent systems, Vol.18, No.6, pp.797-807, 2008.
- [8] Y.Wang, E.K.Teoh and D.Shen, "Lane detection and tracking using B-Snake", Image and Vision Computing, Vol.22, No.4, pp.269-280, 2004.
- [9] Y.Wang, D.Shen and E.K.Teoh, "Lane detection using spline model", Pattern Recognition Letters, Vol.21, No.9, pp.677-689, 2000.
- [10] S.Beucher and M.Bilodeau, "Road segmentation and obstacle detection by a fast watershed transform", in Proc. IEEE Intelligent Vehicles '94, Paris, France, pp.296-301, 1994.
- [11] J.Shotton, J.Winn, C.Rother and A.Criminisi, "Texton Boost: Joint Appearance, Shape and Context Modeling for Multi-Class Recognition and Segmentation", European Conf. on Computer Vision. ECCV 2006, pp.1-15, 2006.

[12] J.Shotton, "TextonBoost for Image Understanding: Multi-Class Object Recognition and Segmentation by Jointly Modeling Texture, Layout, and Context", International Journal of Computer Vision, Vol.81, No.1, pp.2-23, 2009.

[13] R.Adams and L.Bischof, "Seed region growing", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.16, pp.641-647, 1994.

[14] J.M.Alvarez and A.M.Lopez, "Road Detection Based on Illuminant Invariance", IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol.12, No.1, pp.184-193, 2011.

[15] M.A.Sotelo, F.J.Rodriguez, L.Magdalena, L.M.Bergasa and L.Boquete, "A Color Vision-Based Lane Tracking System for Autonomous Driving on Unmarked Roads", Journal of Autonomous Robots, Vol.16, No.1, pp.95-116, 2004.

[16] Z.Lei, L.Fuzong and Z.Bo, "A CBIR Method Based On Color-Spatial Feature", TENCON 99, Proceedings of the IEEE Region 10 Conference, Vol.1, pp.166-169, 1999.

[17] C.E.Shannon, "A Mathematical Theory of Communication", Bell System Technical Journal, 1948.



원 선 희

e-mail : nifty12@ssu.ac.kr
 2005년 한경대학교 컴퓨터공학과(공학사)
 2007년 숭실대학교 컴퓨터학과(공학석사)
 2012년 숭실대학교 미디어학과(공학박사)
 2012년~현 재 숭실대학교 미디어학과
 (Post Doc)

관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전, 3D 모델링, 패턴인식 등



주 성 일

e-mail : sijoo82@ssu.ac.kr
 2008년 한국산업기술대학교(공학사)
 2010년 숭실대학교 미디어학과(공학석사)
 2010년~현 재 숭실대학교 미디어학과
 박사과정

관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전,
 패턴인식 등



나 현 숙

e-mail : hsnaa@ssu.ac.kr
 1993년 서울대학교 수학과(학사)
 1995년 포항공과대학교 수학과(석사)
 2002년 포항공과대학교 수학과(박사)
 2001년~2002년 프랑스 INRIA (Post Doc)
 2002년~2003년 홍콩과기대(HKUST),
 전산학과 (Post Doc)

2003년~현 재 숭실대학교 컴퓨터학부 부교수
 관심분야: 알고리즘, 계산기하학 등



최 형 일

e-mail : hic@ssu.ac.kr
 1972년 연세대학교 전자공학과(공학사)
 1982년 미시간대학교 전자공학과(공학석사)
 1987년 미시간대학교 전자공학과(공학박사)
 1995년~1997년 퍼지 및 지능시스템학회
 이사

1996년~1998년 정보과학회 컴퓨터비전 및
 패턴인식 연구회 위원장
 1997년 IBM Waston Lab 방문연구원
 2005년~2006년 한국정보과학회 이사
 1987년~현 재 숭실대학교 미디어학과 교수
 관심분야: 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경망 이론, 패턴인식,
 지식기반 시스템 등