

도로와 하늘 영역 추출을 위한 적응적 분할 방법

박경환* 남광우* 이양원* 이창우*

Adaptive Segmentation Approach to Extraction of Road and Sky Regions

Kyoung-Hwan Park * Kwang Woo Nam* Yang Won Rhee* Chang Woo Lee*

요약

비전기반 지능형교통정보시스템(ITS, Intelligent Transportation System) 환경에서 도로영역의 분할이 가장 기초적인 역할을 한다. 따라서 본 논문은 입력영상에서 도로 영역과 하늘 영역을 분할하기 위해 적응적 패턴 추출을 통한 영역분할 방법을 제안한다. 제안된 방법은 첫째, Mean Shift 알고리즘을 이용한 초기분할 단계, 둘째, 정적 패턴매칭 방법을 기반한 후보영역선별 단계, 셋째, 동적 패턴매칭 방법에 기반한 영역확장 단계로 구성된다. 제안된 방법은 적응적 패턴을 현 분할영역의 주변 영역으로부터 추출하여 영역병합에 사용함으로써 보다 신뢰성 높은 영역병합결과를 얻을 수 있다. 제안된 방법의 장점을 평가하기 위해 정적인(static) 패턴만을 사용해서 영역을 병합하는 방법과 비교하였다. 제안된 방법의 실험결과에서는 적응적인 패턴 추출방법을 사용하였을 때가 정적인 패턴 추출에 의한 영역병합 방법보다 8.12%의 성능이 향상됨을 보였다. 제안된 방법은 수시로 변화하는 도로환경에서 안정적으로 도로나 하늘영역을 추출할 수 있으며, 비전기반 지능형교통정보시스템의 핵심적인 역할을 할 것으로 기대한다.

▶ Keyword : 지능형교통정보시스템, 적응적인 패턴 추출, 영역병합, 도로영역 분할, 하늘 분할

Abstract

In Vision-based Intelligent Transportation System(ITS) the segmentation of road region is a very basic functionality. Accordingly, in this paper, we propose a region segmentation method using adaptive pattern extraction technique to segment road regions and sky regions from original images. The proposed method consists of three steps; firstly we perform the initial segmentation using Mean Shift algorithm, the second step is the candidate region selection based on a static-pattern matching technique and the third is the region growing step based on a

• 제1저자 : 박경환 • 교신저자 : 이창우

• 투고일 : 2011.03.11, 심사일 : 2011.03.28, 게재확정일 : 2011.04.07.

* 군산대학교 컴퓨터정보공학과(Dept. of Computer Information Engineering, Kunsan National University)

※ 이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (No. 2008-0061967).

dynamic-pattern matching technique. The proposed method is able to get more reliable results than the classic region segmentation methods which are based on existing split and merge strategy. The reason for the better results is because we use adaptive patterns extracted from neighboring regions of the current segmented regions to measure the region homogeneity. To evaluate advantages of the proposed method, we compared our method with the classical pattern matching method using static-patterns. In the experiments, the proposed method was proved that the better performance of 8.12% was achieved when we used adaptive patterns instead of static-patterns. We expect that the proposed method can segment road and sky areas in the various road condition in stable, and take an important role in the vision-based ITS applications.

▶ Keyword : ITS, Adaptive Pattern Extraction, Region Merge, Road Segmentation, Sky Segmentation

I. 서 론

최근 여러 가지 기술의 발전과 자동차를 이용하는 인구의 증가로 보다 편하고 안전한 차량의 개발에 대한 관심이 높아져 가고 있다. 현재 우리나라는 차량의 지속적인 증가와 도로 증가의 제한성 및 운용의 비효율성으로 인해 해마다 많은 인적, 물적 손실을 입고 있는 실정이다. 이런 증가하는 차량에 비해서 이를 수용하는 기반시설인 도로 신설의 제한과 확충의 속도가 따라가지 못하면서 발생한다. 부가적으로 파생되는 많은 교통과 환경의 악영향을 최소화 하고자, 기존의 도로 및 차량에 첨단 전자, 정보 통신 기기와 제어기기 등을 설치하여 차량 운행의 안전성을 높이기 위한 연구가 다양하게 이루어지고 있다.

지능형 교통 시스템이 위의 문제점의 해결책으로 첨단 데이터 통신 기술을 이용하여 사람과 도로, 자동차를 통합한 시스템을 구축함으로써 도로 관리의 효율성 증대, 교통 관리의 최적화, 안전 주행 등을 제공하고 있다. 이런 지능형 교통 시스템은 현재의 교통체제로 인한 문제점을 해결하고, 교통체증의 감소, 교통 흐름의 원활, 에너지 절감, 운전자 및 차량의 안전성 증대 등의 목적을 이루기 위해서 미국, 유럽, 일본 등을 비롯해 우리나라에서도 활발히 연구가 추진되고 있다. 특히 CCD 카메라를 이용하여 주행 중인 자동차의 전면의 영상 정보를 처리하여 도로, 도로의 경계 및 차선, 선행 차량, 도로 표지판 등을 인식하는 컴퓨터 비전 분야가 있다. 이 컴퓨터 비전분야는 자율 주행에서 중요한 기술 중 하나로 인식되어지고 있다. 컴퓨터 비전을 이용하여 사람의 제어 없이 스스로 도로를 인식하고, 주행 경로를 설정하는 자율 주행 시스템의 가치와 필요성이 날로 증대되고 있고, 현재 지속적으로 개발되어 지고 있다.

본 논문은 차량의 자율 주행에 가장 중요한 요소인 도로를 분할하는데 그 목적이 있다. 카메라를 통한 도로 영상에서 영역분리 및 병합 전략을 사용하여 도로와 하늘 영역으로 분할하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 초기 후보 영역으로부터 정적패턴을 이용한 후보검증과정을 수행하고, 도로와 하늘 영역에서 추출한 적응적인 패턴을 통해 영역을 병합하는 방법을 제안한다.

II. 관련 연구

자율 주행 시스템이나 차량의 비전 시스템에 있어서 지금까지 많은 연구자들이 도로 탐지에 관한 연구를 활발히 진행하고 있다[1]. 지능형차량을 위한 운전자의 상태를 모니터링하거나[2], 운전자의 의도를 예측하거나[3], 차선을 이탈했을 때 운전자에게 경고하거나[4], 차량 안내를 보조하는 방법 [5], 전방 차량을 탐지하는 방법[6]등의 다양한 연구들이 제안되었다. 이 모든 시스템들에서 가장 기초적인 작업이 도로 탐지(Road Detection) 기술이다.

이전의 연구에서 도로 탐지에 대한 2가지 주요한 접근 방법이 있다. 카메라 기반 방법과 레이저 범위 기반 방법들이 있다. 카메라 비전 기반 방법에서, 도로 표면에서 명암도, 컬러, 텍스처 등을 특징으로 사용해서 도로를 탐지하거나, 도로 경계를 판단하기 위해 이미지 처리로부터 알려진 에지 정보를 사용한다. 이미지 분할 알고리즘은 컬러와 텍스처의 특징을 기초해서 비디오 이미지에서 도로와 도로가 아닌 곳을 분류하기 위해 사용되었다[7]. 몇 가지 방법은 도로 영역을 확인하는 분류기를 훈련하기 위해 지도 학습 알고리즘(Supervised learning algorithm)[8]을 사용하거나 도로의 깊이 맵(Depth map)을 평가하기 위해 스테레오 이미지를 활용했다 [9]. 도로를 검출하기 위한 한 방법으로 영상 분할을 사용한

다. 이러한 영상 분할은 영상을 분석하고 해석하여 정보를 얻고자 할 때 사용하는 일반적인 전처리 단계로 영상을 명암도, 컬러, 특징 등의 공통적인 픽셀들의 집합으로 나누는 기법으로 유사한 특성의 영역으로 영상의 화소들을 분리 또는 분할하는 방법이다[10].

기존의 제안된 영상 분할은 크게 영역 기반 (Region based approach)과 에지 및 외곽선 기반(Edge based approach) 분할로 나뉜다[11].

에지 및 외곽선 기반 분할은 에지 연산자를 이용하여 에지를 추출하고 추출된 에지들을 선분이나 곡선으로 종합해 나가는 외곽선 연결의 방법으로 이루어진다. 에지를 기반으로 하는 분할 방법을 이용하기 위해서 이미지에서 객체의 외곽을 표현하는 에지 맵을 얻을 수 있어야 한다[12].

영역을 기반으로 하는 분할 방법은 영역의 병합, 분리, 병합과 분리의 병용을 이용하는 영역 성장(Region growing) 방법, 영역 분리 및 병합(Region splitting and merging), 특징 공간의 클러스터링 방법(Feature space clustering) 등이 있다[13]. 영역 성장 방법은 초기 영역으로부터 유사한 성질을 가지는 이웃 픽셀들을 점차적으로 병합해 나가는 방법이다. 이 방법은 어떤 초기 영역을 선택하느냐에 따라 결과가 다를 수 있다. 초기 영역이 에지부분에 놓일 경우 컬러의 변화가 심하기 때문에 서로 다른 객체들과 병합 될 수 있기 때문에 분할 결과가 잘못될 수 있다[12,14].

영역 분리 및 병합 방법은 분리과정과 병합 과정을 통하여 임의의 모양의 동질 영역(Homogeneous region)을 추출하는 분할 방법이다[14]. 이 방법은 영역 내 화소들의 밝기가 일정하고 잡음에 의한 영향이 적어야 한다는 가정 하에서 사용되어야 한다. 일반적인 자연 영상에서는 결과가 효과적이지 못하고, 윤곽 정보가 손실되는 단점이 있다.

클러스터링 방법은 K-means, Fuzzy C-means, EM 알고리즘 등과 같은 클러스터링 방법이 있는데 이 클러스터링 방법들은 클러스터의 수를 초기에 지정해 주어야 하고, 초기에 지정한 클러스터의 중심 위치를 추정하는데 어려움이 있다. 클러스터링의 또 다른 방법으로 Mean Shift 알고리즘 있다. Mean Shift 알고리즘은 영상의 특징 공간을 분석하여 확률적으로 가장 높은 밀도를 가지는 영역으로 클러스터링되는 방법이다[15]. 이 방법은 다른 방법에 비해 상대적으로 만족스러운 결과를 가져온다.

III. 제안한 방법

본 연구에서는 그림 1에서 보듯이 도로 영역과 하늘 영역

을 분할하는 방법으로 Mean Shift 알고리즘을 수행하고 분할된 영역을 컬러 평균과 적응적인 패턴매칭에 의해서 다시 유사한 영역들로 병합하는 방법을 제안한다. 의미 있는 영역들로 초기 과분할 하기 위해서 Mean Shift 알고리즘을 초기 분할에 사용한다.

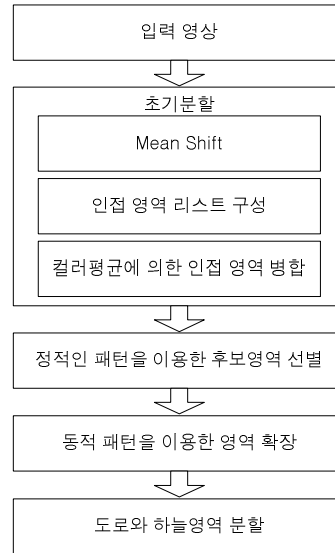


그림 1. 시스템 흐름도
Fig. 1. System Flowchart

Mean Shift 알고리즘은 주변의 값들과의 평균을 계산하여 확률 밀도 함수의 중심 모드(Mode)를 찾는 방법으로 컬러 영상을 분할하거나 특정 물체를 추적하는데 효율적이다. Mean Shift 알고리즘을 수행해서 도로에서 얻을 수 있는 특징 값을 클러스터링 할 수 있기 때문에 초기 분할로 적합하다. Mean Shift 알고리즘을 수행한 영상에 라벨링을 하여 여러 영역들로 나눈다. 라벨링된 영역들의 이웃 영역들의 인접 리스트를 구성하여 인접한 영역과 컬러 평균을 비교해서 병합을 한다. 이 병합된 영상에서 사전에 데이터베이스에 저장된 도로와 하늘의 정적인(Static) 패턴과 비교해서 도로와 하늘 영역을 선택한다. 이 병합 방법만으로는 도로와 하늘의 영역이 제대로 분할되지 않을 때가 있다. 이 문제를 해결하기 위해 도로영역과 하늘 영역에서 적응적으로 패턴을 추출하여 병합하는 방법을 제안한다. 그림 1은 본 논문의 제안된 방법의 전체적인 시스템 구성도이다.

3.1 Mean Shift 알고리즘에 의한 초기 분할

Mean Shift 알고리즘은 컬러 정보를 기반으로 주변의 값들과의 평균을 계산하여 중심 모드를 찾기 위한 비매개변수적

(Non-parametric)방법으로 컬러 영상을 분할하는데 효율적이다[16]. Mean Shift는 반복적인 절차로 확률 분포의 국부 최대점을 찾는 알고리즘으로 최근 컴퓨터 비전 및 패턴인식 분야에서 다양하게 쓰이고 있다. 본 논문에서도 Mean Shift 알고리즘을 초기 분할을 위해 사용한다. 동일한 모드를 갖는 샘플 점들의 집합을 저장소(Basin)라고 하고 저장소에 의해서 클러스터링 영역이 결정된다. 분할의 개수는 모드의 개수에 따라 자동적으로 결정되어진다[17]. 따라서 Mean Shift 알고리즘을 수행하면 모드의 개수에 따라 초기 분할된 영상을 얻는다. Mean Shift 알고리즘의 계산에서 주요한 단계를 아래와 같이 과정을 거쳐 수행된다[15].

표 1. Mean Shift 알고리즘 주요단계
Table 1. Main steps of Mean Shift Algorithm

1. 탐색 윈도우의 반경(radius)을 선택한다.
2. 윈도우의 초기 위치를 선택한다.
3. Mean Shift 벡터를 계산하고 그 출계에 의해 탐색 윈도우를 이동시킨다.
4. 수렴할 때까지 반복한다.

d 차원의 공간에서 n개의 데이터 집합이 주어졌을 때 커널 밀도 추정은 수식 (1)과 같다.

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \dots\dots\dots (1)$$

여기에서 k(x)는 커널이고, h는 윈도우의 반지름이다. 커널 함수는 수식 (2)와 같이 Epanechnikov 커널 함수를 사용한다.

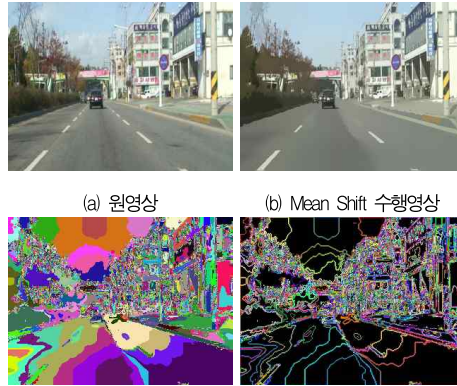
$$K_E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}c_d^{-1}(d+2)(1-\|x\|^2) & \|x\| \leq 1 \\ 0 & otherwise \end{cases} \dots (2)$$

밀도의 모드를 찾는 것은 밀도를 추정하여 Mean Shift의 수렴점을 찾는 것으로 식 (3)에 의해 Mean Shift 벡터를 얻는다.

$$m_h(x) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\frac{\|x-x_i\|^2}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|x-x_i\|^2}{h}\right)} - x \right) \dots\dots\dots (3)$$

x와 윈도우(h)안에 있는 샘플들과의 평균 사이의 차가 0으로 수렴하는 점을 찾는다. 즉 0으로 수렴하는 점이 국부 최

대점이 된다.



(a) 라벨링 영상 (c) 라벨 윤곽영상
(b) Mean Shift 수행영상 (d) 라벨 윤곽영상
그림 2 초기 분할된 결과 영상
Fig. 2 Initial segmentation results

그림 2의 (b)는 원영상 (a)에서 Mean Shift 알고리즘을 적용한 영상이다[18]. 그림 2의 (a)영상의 도로에 있는 그림자나 하늘에 있는 구름 등이 주변의 픽셀들의 영향을 받아 흐릿해 진 것을 볼 수 있다.

Mean Shift 알고리즘을 수행한 영상에서 각 영역에 대한 컬러 평균값과 각 영역에 인접해 있는 영역의 정보를 얻기 위하여 라벨링을 수행한다. 라벨링 알고리즘은 8-근방을 이용해서 이웃의 픽셀들을 검색하고 RGB 컬러 값을 사용해서 라벨링을 수행한다. 라벨링에서 RGB 각각의 픽셀 값의 차이가 ±5인 픽셀들이 같은 영역으로 라벨링 된다. 그림 2의 (c)영상은 많은 수의 영역들이 라벨링된 것을 보여준다. 임의의 색으로 각 라벨들을 나타낸 것이다. 그 다음, 그림 2의 (d)에서 보는 것처럼 라벨링 된 영역의 윤곽(Contour)을 구한다. 초기 분할에 의해 작은 영역으로 분할된 영역들은 멀리 떨어져 있는 영역보다 인접해 있는 영역이 유사할 가능성이 더 높다. 따라서 인접해 있는 영역을 알기위해서 라벨링된 영역의 윤곽을 따라 인접한 영역에 대한 정보를 검색하고 인접한 영역의 리스트를 구성한다. 자신의 영역과 연결되어있는 이웃의 영역들을 비교해서 유사하면 병합하는 방법으로 점차적으로 확장해야하기 때문에 자신의 영역에 이웃한 영역들에 대한 정보가 필요하다.

3.2 컬러에 의한 유사 영역 병합

우리는 동종의(Homogeneous) 영역을 병합하기를 원한다. 이것은 영역들의 유사한 컬러와 밝기의 픽셀을 클러스터링 하는 것이다. 따라서 영역내의 유사한 RGB 컬러의 픽셀들을 통합하기 위해 영역 성장 방법을 사용한다. 유사한 영역

을 병합하기 위해서 각 영역들의 컬러의 평균값을 비교한다. 각 영역의 인접한 영역들만 비교하면서 유사한 영역들을 점차적으로 병합해 나간다. 도로와 하늘 영역인 부분과 도로와 하늘 영역이 아닌 부분의 컬러 특성이 다르기 때문에 컬러 평균의 비교를 통한 유사 영역의 병합의 결과는 도로와 하늘의 컬러 특성을 가지는 영역들만 뭉쳐서 하나의 영역으로 병합된다. 우리는 HSI 컬러공간을 사용하지 않고 RGB 컬러공간을 사용한다. 이 HSI 컬러공간은 RGB 컬러공간보다 계산을 위해 여분의 시간이 더 필요할 뿐만 아니라, 색상(hue)의 값이 일반적인 그레이 컬러에 대해 다소 불안정하기 때문이다.

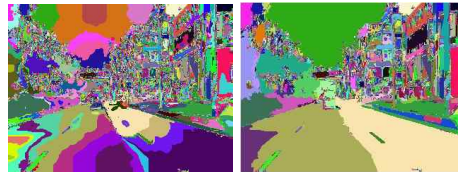
비교하고자 하는 두 영역의 RGB 컬러 특징 데이터를 $x = [R_x, G_x, B_x]^T$, $y = [R_y, G_y, B_y]^T$ 라고 한다. 현재 영역과 인접한 영역을 병합하기 위해 아래의 식 (4)로 거리(Dist)를 구한다.

$$Dist(x, y) = \sqrt{(R_x - R_y)^2 + (G_x - G_y)^2 + (B_x - B_y)^2} \dots (4)$$

영역들 사이의 유사성을 측정하기 위해 RGB 컬러 공간에서 수식 (4)와 같이 유클리드 거리(Euclidean distance)를 사용한다. Dist의 값이 작을수록 두 영역들 간의 유사성이 높다. 이 거리적도 값에 따라 아래 수식 (5)와 같이 두 영역을 병합한다.

$$Merge_c(R_i, Adj(R_i)), \text{ if } Dist(R_i, Adj(R_i)) < \alpha \dots \dots (5)$$

R_i 는 i 번째 영역을, $Adj(R_i)$ 는 R_i 에 인접한(Adja cent) 영역을 나타낸다. α 는 임계값(Threshold)이다. Dist의 값이 α 보다 작으면 두 영역은 유사한 영역이므로 병합하고, α 보다 크면 두 영역은 유사하지 않기 때문에 병합되지 않는다. 이 거리에 의한 방법으로 라벨링된 모든 영역의 인접한 영역과의 비교를 통해 병합된다. 병합된 모든 영역은 유사한 컬러 특징을 가진다. 그림 3에서 보는 것처럼 초기 라벨링된 영역에서 인접 영역들과 거리적도에 의해서 유사한 컬러 특성을 가지는 영역이 병합된 것을 볼 수 있다. 하지만 그림 3(b)영상에서 도로인 부분이 2개의 영역으로 분할되었는데 이는 도로의 표면의 컬러가 차이가 나기 때문이다. 도로가 패이거나 그림자가 생길 때, 또는 도로 한쪽을 새롭게 포장하였다면 도로 표면이 균일하지 못하다. 그렇기 때문에 컬러 특성의 거리적도에 의한 병합 방법만을 가지고 도로와 하늘 영역을 모두 검출하기에는 무리가 있다. 따라서 우리는 현재 영상에서 도로와 하늘 영역이 가지고 있는 특징 정보를 추출한다. 추출된 패턴은 현재의 도로와 하늘 환경에 적응적인 방법이다.



(a) 라벨링 영상 (b) 병합영상
 그림 3. 유사 영역 병합 결과 영상
 Fig. 3. Region merging results

3.3 도로 영역과 하늘 영역 검출

도로와 하늘영역에서 적응적인 패턴을 추출하기 전에 도로와 하늘영역이 어떤 영역인지 알아야 한다. 3.2절에서 설명한 컬러 특징만을 가지고 병합하는 방법은 인접한 영역을 유사한 영역들로 클러스터링하는 것이다. 따라서 유사한 영역들로 뭉쳐진 이 영역들 중에 도로 영역과 하늘 영역을 식별할 필요가 있다. 이 도로와 하늘 영역을 식별하기 위해 우리는 정적인 패턴과 매칭을 통해 구별하는 방법을 사용한다. 일반적으로 카메라 기반에서의 영상은 차량에 부착된 카메라에서 영상을 촬영하기 때문에 획득된 영상의 하위는 대부분 도로 영역으로 나타나고, 상위 부분은 하늘 영역으로 나타난다. 따라서 우리는 컬러 평균에 의해 병합된 결과에서 영상의 하위와 상위 부분에서 도로 영역과 하늘 영역의 후보를 선정한다. 영상의 하위 40%에 있는 영역들을 도로 영역의 후보 영역으로, 상위 20%에 있는 영역을 하늘영역의 후보 영역으로 선정한다. 그림 4는 컬러 평균에 의해 병합된 영상에서 상위 20%와 하위 40%를 사각형으로 나타낸 영상이다. 사각형 안에 있는 영역들 중에서 도로와 하늘 영역을 검출한다. 도로와 하늘 영역으로 검출하는 방법은 후보 영역으로 선정된 도로와 하늘 후보영역을 데이터베이스에 미리 가지고 있는 정적인 패턴과의 매칭을 통해 가장 유사한 영역을 도로와 하늘 영역으로 결정한다. 정적인 패턴은 1000장의 영상에서 도로와 하늘 영역을 3×3의 크기로 100개를 추출하여 저장한다. 저장된 정적인 패턴과 후보영역을 비교한다.



그림 4. 도로와 하늘 영역 후보
 Fig. 4. Candidate regions for road and sky

픽셀과 패턴과의 차이는 아래의 수식 (6)에 의해 계산된다.

$$S_i = \sum_{i=1}^n |X - Y_i| \dots\dots\dots (6)$$

X는 도로 후보영역의 픽셀과 그 주변픽셀을 의미하는 패턴이고, Y는 정적인 패턴을 나타낸다. S_i 는 정적인 패턴과 후보영역의 차이의 합을 나타낸다. 정적인 패턴은 3×3 사이즈의 패턴이기 때문에 패턴과 비교하는 후보 영역의 한 픽셀 뿐 아니라 이웃의 8근방의 픽셀들을 고려한다. S_i 의 값이 작을수록 후보 영역과 패턴과의 차이가 없다. 즉 값이 작을수록 유사하다고 본다.

$$R_{ki} = \begin{cases} 1, & \text{if } S_i < \beta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (7)$$

수식 (7)에서 k는 후보 영역들이고, i는 후보 영역의 픽셀이다. S_i 값이 β 보다 작으면 R_{ki} 값을 1로하고, β 보다 크면 R_{ki} 값을 0으로 한다. 이것은 후보영역의 한 픽셀 값이 패턴과 일치하면 1, 일치하지 않는 것은 0으로 한다는 것을 나타낸다. 어떤 후보 영역 R_{ki} 값이 모두 1이면, 이 영역은 정적인 패턴과 100% 일치한다고 본다. 후보 영역과 정적인 패턴과의 일치하는 정도를 아래의 수식 (8)과 같이 계산한다.

$$P_k = \frac{r}{N} \dots\dots\dots (8)$$

N은 후보영역의 총 픽셀수이고, r은 $R_{ki} = 1$ 인 픽셀의 수를 나타낸다. 모든 후보영역과 정적인 패턴을 비교한 후에 아래의 k-NN(k-Nearest Neighbor) 분류기에 의해 분류한다.

$$k\text{-NN분류기} = \begin{cases} x \text{를 } \omega_q \text{로 분류하라.} \\ \text{이 때 } q = \arg \max_k P_k \end{cases} \dots\dots\dots (9)$$

w는 2개의 부류를 가진다. 도로와 하늘 영역인 부류와 도로와 하늘 영역이 아닌 부류로 분류한다. k-NN분류기를 사용해 후보 영역들 중에서 정적인 패턴과 가장 많이 일치한 영역을 도로와 하늘 영역으로 결정한다.

3.4 적응적인 패턴 추출에 의한 병합

컬러평균만을 가지고 영역들을 병합하였을 때 그림 5의 (b)의 영상처럼 도로 영역임에도 불구하고 하나의 같은 도로 영역으로 병합되지 못하는 문제점이 생긴다. 이런 문제점을 해결하기 위해 도로 영역과 하늘 영역에서 적응적인 패턴을

추출해서 컬러에 의해서 병합되지 못한 영역을 재 병합한다. 패턴은 3×3사이즈의 크기로 원본 영상에서 추출한다. 이때 추출된 패턴의 개수는 영역의 사이즈에 따라 임의의 개수만큼 패턴이 추출된다. x축으로 30픽셀, y축으로 10픽셀의 간격으로 패턴을 추출한다. 예를 들어 도로 영역이 100×100 사이즈의 영역이라면 대략 33개의 패턴을 추출한다. 그림5의 (c)의 영상처럼 도로 영역과 하늘영역에서 일정한 간격으로 패턴을 추출한다. 이 결과 영상에서 도로는 11950개의 픽셀을 이루고 있고, 이 도로에서 추출된 패턴의 개수는 34개의 패턴이 추출된다. 앞 3.2절의 컬러에 의한 방법으로 병합하였을 때 도로와 하늘 영역으로 병합되지 못한 영역과 적응적인 패턴을 비교해서 병합하는 방법을 제안한다.

도로 영역과 하늘 영역에 인접한 모든 영역이 비교 대상이 된다. 비교하는 방법은 앞 3.3절에서 정적인 패턴과 비교하는 방법과 동일하다. 정적인 패턴과의 비교하는 것 대신에 적응적인 패턴을 사용한다. 인접한 영역들과 적응적인 패턴과의 비교를 식 (6)-(8)에 의해 계산하고 아래의 식 (10)에 의해서 두 영역을 병합한다.

$$Merge_s(R_i, Adj(R_i)) \text{ if } P_k > \rho \dots\dots\dots (10)$$

적응적인 패턴과 일치한 정도 P_k 가 ρ 보다 클 때 두 영역을 병합한다. 이렇게 도로와 하늘 영역에 인접한 모든 영역을 비교하고 병합한다. 적응적인 패턴과 유사하면 도로 영역과 하늘 영역으로 포함하고 포함된 영역의 인접 영역에 대한 리스트도 같이 포함한다.

인접한 영역이 없을 때까지 반복적으로 수행한다. 그림 5의 (d)는 제안된 방법에 의해 그림 3의 (b)의 영상처럼 컬러에 의해 병합되지 못한 도로 영역을 적응적인 패턴매칭에 의해서 도로 영역이 병합된 것을 볼 수 있다.

IV. 실험 및 고찰

본 연구를 실험하는데 사용된 컴퓨터 환경은 Intel(R) Core2 Quad 2.33GHz의 CPU, 3GB RAM, Windows XP SP3의 OS를 사용하였으며, Microsoft Visual Studio C++6.0을 이용하여 개발하였다. 제안한 방법을 평가 및 분석하기 위하여 다양하고 많은 도로 영상을 가지고 실험하였다. 320×240 사이즈의 1000장의 컬러 도로 영상을 사용하여 제안된 방법을 실험하였다.

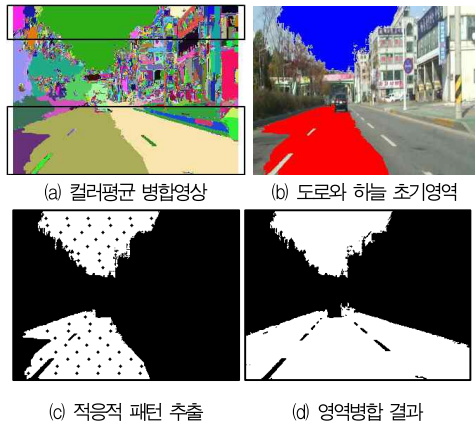


Fig. 5. Segmentation results using the proposed method

실험에서 연속적인 영상이 아닌 한 장의 이미지에서 제안된 방법이 실행되기 때문에 수행속도의 측면에서는 고려를 하지 않았다. 실험할 때, 식(5), (7), (8)의 파라미터 α , β , ρ 의 값을 표 2에서처럼 각각 17, 30, 0.7로 설정해서 실험하였다.

표 2 매개변수 설정
Table 2. Parameter setting

매개변수	설정값
α	17
β	30
ρ	0.7

그림 6은 Ground Truth와 우리의 제안된 방법에 의한 분할 결과를 비교하기 위한 오류 분석 모델이다. Ground Truth는 직접 수작업에 의해 만들었다.

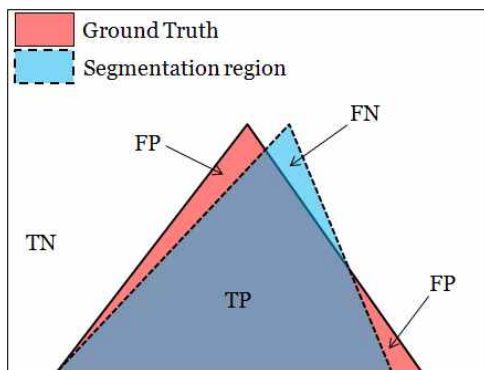


그림 6. 오류 분석 모델
Fig. 6. Error analysis model

우리가 제안한 방법의 분할 결과의 정인식률(Correct

recognition rate)과 오류율(Error rate)을 수식 (11)에서와 같이 계산한다. 수식 (11)에서 c 는 분할된 결과 영역과 Ground Truth가 일치한 수이고, e 는 분할된 영역과 Ground Truth가 일치하지 않은 픽셀의 수이다. N 은 분할된 영역과 Ground Truth의 픽셀의 수이다. 이 오류율은 단순히 Ground Truth를 벗어난 영역을 나타내기 때문에 도로인데 도로가 아니라고 하거나 도로가 아닌데 도로라고 한다는 것을 분석할 필요가 있다.

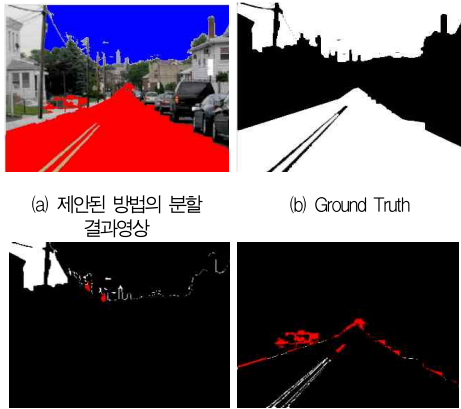
$$\begin{cases} \text{정인식률} = \frac{c}{N} \\ \text{오류율} = \frac{e}{N} \end{cases} \dots\dots\dots 11)$$

도로인데 도로가 아니라고 분류한 것보다 도로가 아닌데 도로라고 분류한 것의 위험(risk)이 더 크다고 볼 수 있다. 따라서 그림 6의 오류 분석 모델처럼 오류를 계산해서 이 두 가지의 오류를 다르게 측정한다. 그림에서 TP(True positive)는 도로와 하늘을 옳게 분류한 것이고, TN(True negative)는 도로와 하늘이 아닌 곳을 도로와 하늘이 아닌 곳으로 옳게 분류한 것이다. 그리고 FP(false positive)는 실제 도로와 하늘이 아닌데 도로와 하늘이라고 분류한 것이고, FN(False negative)는 실제 도로와 하늘인데 도로와 하늘이 아니라고 분류한 것을 나타낸다. 분할 결과에 대한 거짓 긍정률(FPR, false positive rate)과 거짓 부정률(FNR, false negative rate)을 식 (12)와 (13)을 통해 계산한다.

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \dots\dots\dots (12)$$

$$FNR = \frac{FN}{FN+TN} \dots\dots\dots (13)$$

그림 7은 우리의 제안된 방법에 의한 분할된 결과 영상에서 Ground Truth와 비교한 후, FP와 FN의 영역을 나타낸 영상이다. 그림 7의 (c),(d) 영상은 하늘과 도로에 대한 오류를 나타낸 영상이다. 영상에서 빨간색으로 나타난 부분은 FP를 나타내고, 흰색 부분은 FN을 나타낸다.



(a) 제안된 방법의 분할 결과영상 (b) Ground Truth
(c) 하늘 영역에 대한 오류 영상 (d) 도로 영역에 대한 오류 영상
그림 7. 제안된 방법의 오류분석

Fig. 7. Error analysis of the proposed method

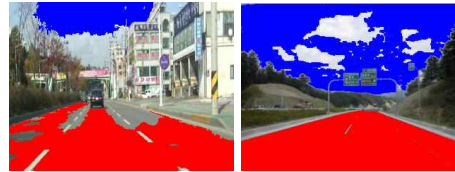
표3은 100장의 영상의 가지고 우리의 제안된 방법에 의해서 분할된 결과 영상에서의 정인식률과 FPR, FNR를 분석한 결과이다. 길리에 의해서 병합 후, 재 병합할 때 3.4절에서 우리가 제안한 적응적인 패턴매칭을 통한 방법이 정적인 패턴을 사용해서 병합할 때 더 정확한 분할이 되었다. 표 4는 정적인 패턴을 사용해서 병합했을 때와 제안된 방법인 적응적인 패턴을 사용했을 때의 분할결과에 대한 정인식률과 오류율을 보여준다. 적응적인 패턴을 사용했을 때 더 좋은 인식률을 보였다. 이는 현재영상에서 적응적으로 추출한 패턴이 사전에 도로와 하늘영역에서 추출되어서 DB에 저장된 정적인 패턴보다 더 효과적이라는 것을 알 수 있다.

표 3. FPR과 FNR
Table 3. FPR and FNR

	정인식률 [%]	FPR [%]	FNR [%]
비율	93.47	2.7	3.83

표 4. 제안된 방법의 정확도
Table 4. Accuracy rate of the proposed method

	정인식률 [%]	오류율 [%]
정적패턴	85.35	14.65
적응적패턴	93.47	6.53



(a) 정적 패턴 매칭에 의한 분할 결과



(b) 적응적 패턴 매칭에 의한 분할 결과

그림 8. 정적인 패턴과 제안된 적응적인 패턴 매칭에 의한 영상분할 결과 영상

Fig. 8. Segmentation results by using a static-pattern matching and the proposed adaptive-pattern matching method

물론 일반화(generalization) 측면에서 보면 정적인 패턴이 조금 더 나올 수 있지만 둘 사이의 차이가 많이 나진 않는다. 정확도 측면에서는 표 4과 그림 8에서 보여 지는 것처럼 도로와 하늘 영역의 분할결과에 많은 차이가 난다. 그림 8의 위의 줄은 정적인 패턴을 사용했을 때 분할된 결과영상이고, 아래 줄은 적응적인 패턴을 사용해서 분할된 결과 영상을 보여준다.

그림 9은 제안된 방법의 분할 결과 영상을 보여준다.우리의 제안된 방법에서 분할이 이루어지지 못할 때는 도로의 표면에 그림자가 강하게 생겼을 때나 하늘에 구름이 있을 때, 그리고 도로에 인접한 영역이 도로와 비슷한 특징을 가질 때 분할이 이루어지지 않았다.

그림 10의 영상들은 도로 영역과 하늘 영역이 정확하게 분할되지 못한 영상들을 보여준다. 그림 10의 (a) 영상은 도로 오른쪽에 그림자와 길은 구름 때문에 정확한 분할이 이루어지지 않았다. 같은 영역 내에 다른 텍스처가 혼재할 경우에 해당하여 잘못 분할된 결과를 보여준다. 그림 10의 (b) 영상은 도로와 도로 옆의 건물이 비슷한 텍스처를 가지고 있어서 도로가 아님에도 불구하고 도로영역으로 포함되었다. 이는 인접한 다른 영역 내에 같은 텍스처가 존재할 경우에 해당하여 잘못 분할된 결과를 보여준다.

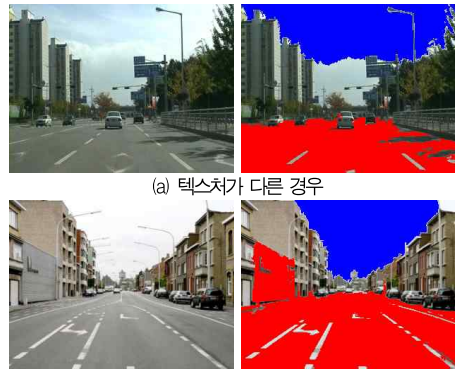


(a) 입력영상 (b) 결과영상
 그림 9. 제안된 방법에 의한 도로/하늘 분할 결과 영상
 Fig. 9. Road/sky segmentation result using the proposed method

V. 결론

본 논문은 영역분리 및 병합 전략에 기반한 도로와 하늘 영역 분할 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 적응적 패턴추출에 의한 영역의 병합 전략을 사용하였기 때문에 기존의 영역분할 및 병합 전략에 의한 영역분할 방법에 비해 기준이 되는 영역의 선별로 인한 오류를 줄일 수 있었다. 정적인 패턴을 사용했을 때 보다 적응적인 패턴을 사용하여 도로와 하늘 영역을 분할한 제안된 방법의 결과가 보다 신뢰도가 높고 정확도를 향상시킬 수 있었음을 실험을 통해 입증하였다. 도로 표면의 그림자가 있을 때나 건물이 도로와 비슷한 텍스처를 가질 때 제안된 방법은 도로 영역과 하늘이 제대로 분할되지

않는 결과를 보였다. 이를 해결하기 위해 그림자, 구름, 건물 등에 대한 모델을 만들어서 인식할 수 있는 연구가 필요하다. 우리는 도로와 하늘이 아닌 나머지 영역에 대해서 관심이 있다. 향후 과제로는 도로 영역과 하늘 영역이 아닌 나머지 영역에서 자동차, 표지판, 숲, 건물 등을 객체로 인식하는 연구를 진행할 예정이다. 따라서 제안된 연구는 관심의 대상이 되는 영역을 임의지정에 의해서가 아니라 계산에 의해 지정함으로써 보다 정확하고 효율적인 방법을 제공한다.



(a) 텍스처가 다른 경우
 (b) 텍스처가 유사한 경우
 그림 10. 오분할된 영상의 예
 Fig. 10. Examples of segmentation errors

참고문헌

- [1] M. Bertozzi, A. Broggi and A. Fascioli, "Vision-based intelligent vehicles : State of the art and perspectives", Robotics and Autonomous Systems, 32, pp. 1-16, 2000.
- [2] J. McCall and M. M. Trivedi, "Visual context capture and analysis for driver attention monitoring," in Proc. IEEE Conf. Intelligent Transportation Systems, Washington, DC, pp. 332-337, Oct. 2004.
- [3] N. Oliver, A.P. Pentland, "Graphical Models for Driver Behavior Recognition in a Smart Car," in Proc. IEEE. Intelligent Vehicles Symposium, pp. 7-12, 2000.
- [4] Jun-yong Sung, Min-hong Han, Kwang-hyun Ro, "Development of a Vision-based Lane Change Assistance

- System for Safe Driving.” Journal of The Korea Society of Computer and Information. Vol. 11. No. 5. pp. 329-336. 2006.
- [5] W. Enkelmann, “Video-based driver assistance-From basic functions to applications,” Int. J. Comput. Vis. vol. 45, no. 3, pp. 201-221, Dec. 2001.
- [6] Young-suk Ji, Young-joon Han, Hem-soo Hahn, “Real-time Forward Vehicle Detection Method based on Extended Edge,” Journal of The Korea Society of Computer and Information. Vol. 15. No. 10, pp. 35-47. 2010.
- [7] P. Lombardi, M. Zanin, S. Messelodi, “Switching Models for Vision based On-Board Road Detection,” Proc. IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems, pp. 67-72, 2005.
- [8] M. Foedisch, and A. Takeuchi, “Adaptive real-time road detection using neural networks,” Proc. IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems, pp. 167-172, 2004.
- [9] P. Lombardi, M. Zanin, S. Messelodi, “Unified Stereo vision for Ground, Road, and Obstacle Detection,” Proc. IEEE Conf. on Intelligent Vehicles, pp. 783-788, 2005.
- [10] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun and J. Wang, “Color image segmentation : advances and prospects,” Pattern Recognition, Vol.34, No.12, pp. 2259-2281, 2001.
- [11] Nae-Joung Kwak, Young-Gil Kim, Dong-Jin Kwon, “An Edge Preserving Color Image Segmentation Using Mean Shift Algorithm and Region Merging Method,” Journal of The Korea Contents Association, Vol. 6. No. 9. pp. 19-27. 2006.
- [12] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, “Survey : Image segmentation techniques,” Comput. Vis. Graph. Image Process., Vol.29, No.1, pp. 100-132, 1985.
- [13] SungMo Park, “Segmentation and Road Change Detection of Urban Area Satellite Image Used Mean Shift,” Chonbuk National University MS Thesis, vi, pp. 50, 2004.
- [14] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, “Digital Image Processing”, Addison Wesley, pp. 458-465, 1992.
- [15] Jae-Young Choi, Young-Kyu Yang, “Mean-Shift Blob Clustering and Tracking for Traffic Monitoring System,” Korean Journal of Remote Sensing, Vol.24, No.3, pp. 235-243, 2008.
- [16] Ming-Yang Chen and Shi-Chong Cheng. “Finding Road Boundaries from the Unstructured Rural Road Scen,” 16th IPPR Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing(CVGIP 2003).
- [17] C. J. Yang, R. Duraiswami, D. DeMenthon, and L. Davis, “Mean Shift Analysis using Quasi-Newton Methods,” University of Maryland, College Park, MD 20742, 2003.
- [18] OpenCV API cvPyrMeanShiftFiltering(), <http://opencv.willowgarage.com/documentation/index.html>

저자 소개



박 경 환
 2009: 군산대학교
 컴퓨터정보공학과 공학사.
 2011: 군산대학교
 컴퓨터정보공학과 공학석사.
 관심분야: 텔레메틱스, 패턴인식,
 컴퓨터비전, 상황인식
 Email : clamiks@kunsan.ac.kr



남 광 우
 1995년 충북대학교 전자계산학과
 (이학사)
 1997년 충북대학교 전자계산학과
 (이학석사)
 2001년 충북대학교 전자계산학과
 (이학박사)
 2001년~2004년 한국전자통신
 연구원 텔레메틱스연구단
 2004년~현재 군산대학교 컴퓨
 터정보공학과 부교수
 관심분야: 데이터베이스, GIS,
 LBS 정책 및 기술, 데이
 터스트림, 지오센서 네트
 워크
 Email : kwnam@kunsan.ac.kr



이 양 원
1994년 8월 : 숭실대학교
전자계산학과 공학박사
1986년~현재 : 군산대학교
컴퓨터정보공학과 교수
관심분야: 컴퓨터비전, 인공지능,
가상현실
Email :
ywrhee@kunsan.ac.kr



이 창 우
1996: 경일대학교 컴퓨터공학과
(공학사)
1998: 경북대학교 컴퓨터공학과
(공학석사)
2004: 경북대학교 컴퓨터공학과
(공학박사)
2004 ~현재: 군산대학교 부교수
관심분야: 영상이해, 패턴인식,
컴퓨터비전, 상황인식
Email : leecw@kunsan.ac.kr

