

## 가중치 기반 클러스터링 기술을 이용한 도로표면 유형 분류 알고리즘

\*김형민, \*\*송중석, \*\*박종일<sup>1</sup>

\*한양대학교 전자컴퓨터통신공학과, \*\*한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과

\*hmkim@mr.hanyang.ac.kr, \*\*jssong@mr.hanyang.ac.kr, \*\*jipark@mr.hanyang.ac.kr

## Road Surface Classification Using Weight-Based Clustering Algorithm

\*Hyungmin Kim, \*\*Joongseok Song, \*\*Jong-Il Park

Hanyang University, \*Electronics and Computer Engineering, \*\*Computer Software

## 요약

최근 자동차 산업과 IT 기술의 융합이 활발해지면서 스마트카, 자율주행 자동차(무인 자동차)와 같은 지능형 자동차 개발이 활발히 진행되고 지능형 자동차의 비전 기반 기술개발도 활발히 진행되고 있다. 고속도로와 같이 포장된 도로나 자갈길과 같은 비포장 도로에서도 운전자의 승차감을 고려한 능동적 안전시스템과 안정적인 자율주행 자동차의 주행능력을 보장하는 기술들 중 도로 유형을 판단하는 것이 중요 요소 중 하나이다. 따라서 본 논문에서는 가중치 기반 클러스터링 기술을 이용하여 도로표면 유형을 분류하는 알고리즘을 제안한다. 아스팔트, 자갈길, 흙길, 눈길의 도로표면 영상 데이터를 히스토그램의 분포도와 최고점 위치, 에지 영상의 에지량, 채도성분을 이용하여 특징값을 추출하고 클러스터를 구성한다. 분류할 입력 도로표면 영상에 대해 특징값을 분석한 후 탐색범위 내 선택된 각 클러스터의 백터와의 거리를 측정하여 가중치를 계산하고 가중치가 높은 클러스터를 분류하여 입력 영상에 대한 도로표면을 결정한다. 실험결과 제안하는 방법이 각 도로표면 영상의 특징값과 이를 이용한 가중치만을 이용하여 약 91.25%의 정확도로 도로의 표면을 분류해 내는 것을 볼 수 있었다.

## 1. 서론

최근 IT 산업의 발전과 자동차 산업의 융합이 진행되면서 능동형 안전시스템과 자율주행 자동차와 같은 지능형 자동차 분야에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 자동차 부품의 전자화가 진행되면서 레이더, 초음파, 영상센서 등 다양한 센서를 이용해서 주변상황을 감지하여 운전자의 안전과 편의 증대, 무인 자율주행을 가능케 하는 기술들도 폭넓게 발전하고 있다. 그 중 도로 지면의 환경을 파악하는 문제는 능동적 안전시스템과 자율주행 자동차 등의 주행능력에 영향을 주는 중요한 요소 중 하나이다. 예를 들어 차량이 지나가야할 노면을 실시간으로 인식하고 이를 ECU에 전달하여 서스펜션을 상황에 맞게 제어하면 반응속도를 향상시킬 수 있다. 영상 센서를 통해 도로표면을 분석하는 방법에는 RGB 카메라를 이용하거나 스테레오 카메라와 레이저를 이용한 방법 등이 있으며[1-4] 본 논문에서는 카메라 센서를 통해 획득한 도로표면 영상의 특징값을 가중치로 계산하여 도로표면 영상을 분류하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 가중치 기반 클러스터링 분류 기법에 대해 설명하고, 3장에서는 제안한 방법에 대해 실험을 수행한 결과를 나타낸다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 도로표면 유형 분류 알고리즘

그림 2는 제안한 도로표면 유형분류 알고리즘의 전체 흐름도를 나

타낸다. 그림 1과 같이 대표 도로표면을 아스팔트, 자갈길, 흙길, 눈길로 가정하고[5, 6] 각 도로표면 영상데이터에 대해 히스토그램의 분포도와 최고점 위치, 영상의 에지량, 채도 성분을 분석하여 각 특징을 갖는 그룹으로 구성한다. 분류할 도로표면 영상 데이터를 네 가지 특징으로 분석하여 이를 중심으로 탐색범위를 설정하고 탐색범위에 포함된 클러스터별 백터와의 거리 가중치를 이용하여 네 그룹 중 가장 유사한 그룹을 선정하여 해당그룹으로 분류하는 방식이다.



그림 1. 도로표면 영상이미지.

## 2.1 특징 분석을 통한 도로표면 유형 분석

도로표면 영상데이터를 분석한 결과 아스팔트와 눈길은 채도가 낮은 반면 흙길은 채도가 높았고 눈길은 히스토그램의 분포 변화가 다양하면서 심한편이고 자갈길은 히스토그램 누적량이 다소 높았다. 또한 자갈길은 에지량이 많으며 눈길은 밝은 화소가 많은 특징을 보였다.

도로표면 영상데이터들의 특징들을 분류하기 위해 다음의 네 가지 작업을 수행한다.

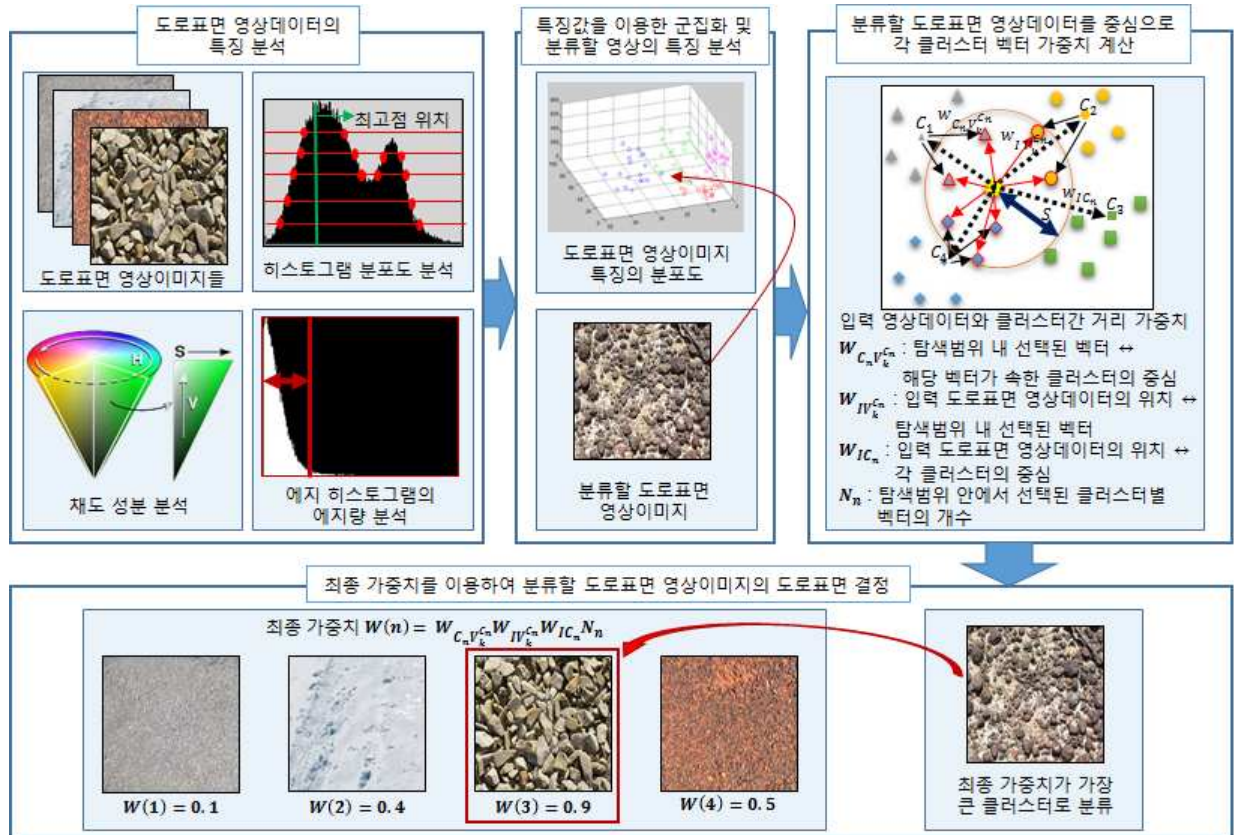


그림 2. 도로표면 유형분류 알고리즘 전체 흐름도.

첫째, 컬러 도로표면 영상이미지에 대해 흑백 영상으로 변환 후에 에지 검출기를 이용하여 에지 영상을 추출한다. 에지 영상에 대한 히스토그램을 추출하고 식 1을 통해 에지량을 구한다.

$$H_d = \sum_{n=0}^{255} hist(n) > th_e \quad (1)$$

여기서  $H_d$ 는 에지량 나타내고  $hist$ 는 에지 히스토그램,  $n$ 은 영상의 화소값 인덱스,  $th_e$ 는 에지량 문턱치 값이다.

둘째, 컬러 도로표면 영상이미지에 대해 흑백 영상으로 변환 후에 히스토그램을 추출하여 분포도를 분석한다. 그림 4와 같이 히스토그램을 수평방향으로 탐색하면서 변화량을 계산하여 분포도를 구한다.



그림 4. 히스토그램과 분포도 분석.

변화량을 탐색할 때 문턱치  $th_d$  보다 변화량  $dist$ 가 작은 값은 미반영함으로써 작은 변화에 따른 영향이 적게 반영되도록 한다.

셋째, 두 번째 과정에서 추출된 히스토그램의 최고점 인덱스 위치를 식 2와 같이 계산한다.

$$B_M = \max(hist(n)), n = 0 \sim 255 \quad (2)$$

여기서  $B_M$ 은 히스토그램의 최고점 인덱스 위치를 나타내고  $hist$ 는 히스토그램,  $n$ 은 영상의 화소값 인덱스이다.

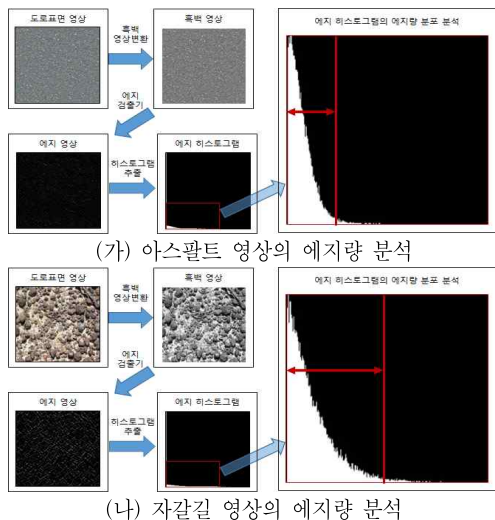


그림 3. 도로표면 영상이미지의 에지 히스토그램과 에지량 분석.

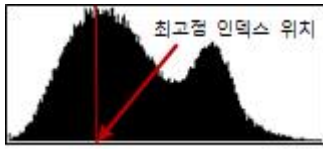


그림 5. 히스토그램의 최고점.

넷째, 도로표면 영상이미지의 채도 성분을 분석하기 위해 식 3을 통해 RGB 색체계 영상을 HSV 색체계로 변환하여 채도 성분을 추출하고 그 평균값을 계산한다.

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R,G,B)] \quad (3)$$

$$S_{avg} = \frac{\sum_{n=0}^E S}{E}$$

여기서  $S$ 는 채도 성분을 나타내며,  $S_{avg}$ 는 채도 성분의 평균값,  $R, G, B$ 는 RGB 영상의 Red 성분, Blue 성분, Green 성분,  $E$ 는 영상의 전체 화소수를 나타낸다.

도로표면 영상데이터에 대해 위와 같은 네 가지 방법으로 특징값을 추출하고 각 값들을 0부터 1사이로 정규화 시킨다. 정규화 된 도로표면 영상 데이터들은 4개의 특징을 각각 축으로 구성하는 4차원 공간 안에 배치시킬 수 있다.

### 2.2 가중치 기반 클러스터링을 이용한 도로표면 유형분류

입력의 도로표면 영상데이터가 입력되면, 입력된 영상으로부터 2.1에 나와 있는 네 가지 특징들을 추출한다. 추출된 특징들은 정규화 과정을 수행 후, 2.1에서 생성된 4차원 공간에 배치된다. 배치된 위치를 중심으로 특정거리 만큼을 탐색 범위로 지정하여, 범위 내에 선택된 도로 표면 영상 벡터들과의 거리 가중치를 계산한다. 계산하는 방법은 아래 그림 6와 같다.

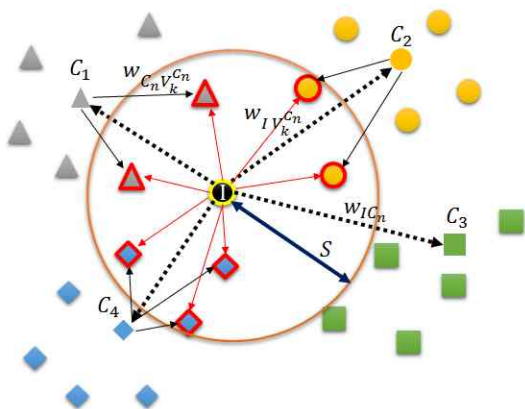


그림 6. 입력 영상 데이터와 클러스터 벡터간의 거리 가중치 계산.

여기서  $C_1, C_2, C_3, C_4$ 는 도로표면 영상 클러스터들의 중심을 나타내고,  $S$ 는 탐색범위로 입력 도로표면 영상데이터로부터 가장 가

까운  $q$ 개의 벡터들을 포함하는 영역을 의미한다.  $W_{C_n V_k^{C_n}}$ 은 탐색범위 내 선택된 벡터들과 해당 벡터가 속한 클러스터의 중심과의 거리를 나타내며 다음 수식과 같이 계산할 수 있다.

$$W_{C_n V_k^{C_n}} = \sqrt{(C_n - V_k^{C_n})^2} \quad (4)$$

여기서  $C_n$ 은  $n$  번째 클러스터의 중심을 나타내며  $V_k^{C_n}$ 은  $C_n$  번째 클러스터의 탐색범위 내 선택된  $k$  번째 벡터이다.

$W_{I V_k^{C_n}}$ 은 입력 도로표면 영상 데이터의 위치와 탐색범위  $S$  안에 서 선택된 도로표면 영상 벡터들과의 거리를 나타내며 다음 수식과 같이 계산할 수 있다.

$$W_{I V_k^{C_n}} = \sqrt{(I - V_k^{C_n})^2} \quad (5)$$

여기서  $I$ 는 입력 도로표면 영상 데이터의 위치이다.

$W_{I C_n}$ 은 입력 도로표면 영상 데이터의 위치와 도로표면 영상 클러스터들의 중심과의 거리를 나타내며 다음 수식과 같이 계산할 수 있다.

$$W_{I C_n} = \sqrt{(I - C_n)^2} \quad (6)$$

$N_n$ 은 입력 도로표면 영상데이터로부터 가장 가까운  $q$ 개의 벡터들 중에서  $n$  번째 클러스터에 속하는 벡터들의 개수이다. 위 식으로 계산된 가중치를 조합하여 다음 수식으로 최종 가중치를 계산한다.

$$W(n) = W_{C_n V_k^{C_n}} W_{I V_k^{C_n}} W_{I C_n} N_n \quad (7)$$

최종 가중치가 가장 큰 값을 가지는 클러스터가 입력된 도로표면 영상이미지와 가장 유사한 특징을 보인다고 판단하여 최종 도로표면을 결정한다.

$$C_{classified} = \underset{n}{\operatorname{arg\,max}} W(n) \quad (8)$$

여기서  $C_{classified}$ 는  $n$  번째 클러스터를 나타낸다.

### 3. 실험 및 결과

실험에 사용된 도로표면 영상데이터는 클러스터 구성을 위한 아스팔트, 자갈길, 흙길, 눈길 각 80장, 총 320장의 영상과 분류 실험을 위한 80장의 서로 다른 영상을 이용하였고, 인터넷을 통해 획득한 영상을 사용하였다.

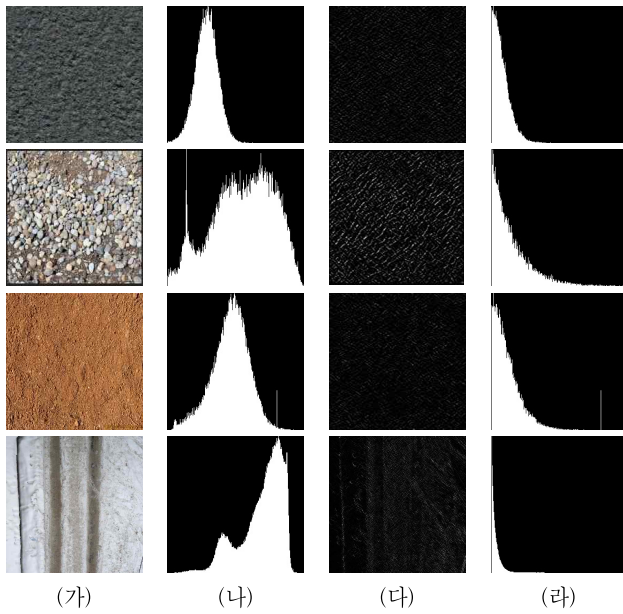


그림 7. 도로표면 유형 분류 실험 영상들. (가) 분류할 도로표면 영상데이터, (나) 흑백 영상의 히스토그램 (다) 에지 영상 (라) 에지 영상의 히스토그램.

히스토그램을 분포도 계산을 위한 구역은 10개로 구분하였고, 에지량 문턱치 값  $th_e$  은 90%, 히스토그램 분포도 문턱치 값  $th_d$  은 5로 하였다. 탐색범위  $S$  는 10개의 벡터가 선택되는 거리를 사용하였다. 분류 정확도에 대한 결과는 표 1과 같다.

표 1. 도로표면 유형분류 정확도(단위 : %).

구분	분류한 도로표면 영상데이터의 클러스터			
	아스팔트	자갈길	흙길	눈길
아스팔트	95	5	5	0
자갈길	5	90	0	15
흙길	0	0	95	0
눈길	0	5	0	85

아스팔트 영상데이터에 대해 95%는 아스팔트로 분류하였으나 5%는 자갈길로 분류하였다. 자갈길 영상데이터는 90%로 자갈길로 분류하였으나 아스팔트, 눈길이 각각 5%로 분류되었다. 흙길 영상데이터는 95%로 분류되었으며 눈길은 85%로 분류되어 최종 도로표면 영상데이터의 분류 정확도가 91.25% 인 것을 확인 할 수 있다.

작은 돌맹이가 포함된 흙이나 훼손이 있는 아스팔트 영상 등에서 정상적으로 분류하지 못하는 오류가 발생하였고, 도로표면 영상이미지의 데이터베이스 특성에 따라 정확도가 달라지는 문제가 있었다. 이러한 문제는 객관적인 성능분석을 위한 도로표면 영상이미지의 데이터베이스 구축하여 많은 도로표면 영상이미지 데이터를 대상으로 도로표면 유형을 분석하면 좋은 결과를 얻을 수 있다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 도로표면 영상데이터의 특징값을 이용한 가중치로 도로표면의 유형을 분류하는 방법을 제안하였다. 도로표면 영상데이터의 특징값을 분석하기 위해 추출된 특징값을 정규화 시킨 후 4차원 클러스터를 구성하였다. 각각의 특징을 반영하기 위해 입력 도로표면 영상데이터 특징 벡터와 각 클러스터간 벡터와의 거리, 원점과의 거리, 선택된 클러스터별 벡터의 개수를 고려한 가중치를 계산하는 방법을 사용하였다. 알고리즘의 복잡도가 낮아 속도가 빠르고 구현이 용이하고 간단한 특징 분석만으로도 91.25%의 정확도로 도로표면 영상데이터를 분류해 내는 것을 확인할 수 있었다. 앞으로는 도로표면 영상 데이터베이스에 따라 정확도가 변하는 문제를 해결하기 위한 객관적인 데이터베이스 구축과 히스토그램의 문턱치 값을 능동적으로 계산하는 알고리즘에 대한 연구를 진행할 계획이다.

#### 감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 IT융합 고급 인력과정 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2014-H0401-14-1001)

#### 참고문헌

- [1] Ionut Gheorghe, Weidong Li, Thomas Popham, Anna Gaszczak, Keith J. Burnham, "Key Learning Features as Means for Terrain Classification," *Advances in Intelligent Systems and Computing* Volume 240. 2014. pp 273-282
- [2] Shifeng Wang, Sarath Kodagoda, Ravindra Ranasinghe, "Road Terrain Type Classification based on Laser Measurement System Data," *Proceedings of Australasian Conference on Robotics and Automation*, 2012
- [3] Raj, A., et al., "Vision based road surface detection for automotive systems," *Applied Electronics (AE)*, 2012 International Conference on. IEEE, 2012.
- [4] Angelova, Anelia, et al., "Fast terrain classification using variable-length representation for autonomous navigation," *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on. IEEE, 2007.
- [5] Yang, Hun-Jun, et al., "Classification Algorithm for Road Surface Condition," *IJCSNS* 14.1 (2014): 1.
- [6] 김자영, 이지홍. "확률론적 방법에 의한 노면 상태 추정의 개선," *제어로봇시스템학회 각 지부별 자료집* (2009): 45-47.