

DCT 특징을 이용한 지표면 분류 기법

A Method for Terrain Cover Classification Using DCT Features

이 승 연* 광 동 민* 성 기 열*
Seung-Youn Lee Dong-Min Kwak Gi-Yeul Sung

Abstract

The ability to navigate autonomously in off-road terrain is the most critical technology needed for Unmanned Ground Vehicles(UGV). In this paper, we present a method for vision-based terrain cover classification using DCT features. To classify the terrain, we acquire image from a CCD sensor, then the image is divided into fixed size of blocks. And each block transformed into DCT image then extracts features which reflect frequency band characteristics. Neural network classifier is used to classify the features. The proposed method is validated and verified through many experiments and we compare it with wavelet feature based method. The results show that the proposed method is more efficiently classify the terrain-cover than wavelet feature based one.

Keywords : Autonomous Navigation, Discrete Cosine Transform, Wavelet Transform, Terrain Cover Classification

1. 서 론

최근 선진국을 중심으로 무인차량의 자율주행기법이 활발하게 연구되고 있다. 특히 군사용 무인차량(UGV : Unmanned Ground Vehicle)은 도로나 포장로뿐만 아니라 거칠며 울퉁불퉁한 지형 및 수풀이 있는 야지 지형에서도 주행이 가능하여야 한다. 이때 지형의 기하학적이고 물리적인 특성은 로봇의 주행문제에 복잡성을 더해준다. 이러한 환경에서 원하는 목표지점에 도달하기 위해서는 현재 환경에 대한 높은 수준의 인지 및 차량 제어가 가능해야 한다. 이에 따라 다양한 센서를 활용하여 지형에 대한 형태를 분류하고 인지

하는 기법들이 많이 연구되었으며 특히, 라이다나 레이더, CCD(Charge-Coupled Device) 및 IR(Infrared) 센서 등이 많이 활용되고 있다. 이러한 센서들은 각각의 장단점이 있으나 특히 CCD 센서는 라이다나 레이더가 Active한데 비해 Passive한 특징을 가지고 있어 전략적으로 유용하게 사용할 수 있다. 뿐만 아니라 적은 가격에 경량으로 제작 가능하여 이를 이용한 많은 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 CCD 영상센서를 이용한 지형인지 및 분류기법에 대해 다루고자 한다.

CCD센서를 이용한 지형분류는 크게 칼라특징을 이용한 방법과 질감특징을 이용한 방법, 그리고 칼라와 질감특징을 혼합하여 사용하는 방법 등이 있다. R. Manduchi^[1]와 A. Talukder^[2], P. Bellutta^[3] 등은 칼라특징을 사용하여 지형분류를 수행하였다. 그들은 지형을 흙과 바위, 마른 식물, 푸른 식물, 그리고 그 밖의 클래스(Outlier)로 구분하였고, Gaussian Mixture Model을

† 2010년 4월 30일 접수~2010년 7월 12일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

책임저자 : 이승연(lee_sy@add.re.kr)

이용하여 각 클래스에 대한 모델을 생성하고, Maximum Likelihood 기법을 이용하여 지형분류를 수행하였다. 하지만, 칼라특징만을 사용할 경우 조명의 변화에 민감하고, 대기조건에 따라 지형이 변색이 되어 오분류되는 등의 취약한 문제점 등이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 Paul Jasen^[4]은 하늘, 숲, 잔디, 모래, 자갈로 지형을 분류하고, 태양이 있는 환경, 구름낀 환경, 비오는 환경 등에 대한 모델을 만들어 지형분류를 수행하여 개선된 결과를 얻었다. 한편, Sung^[5]은 그의 논문에서는 칼라특징이 가지는 문제점을 해결하기 위해 웨이블릿 변환을 통한 다해상도 질감특징을 고려하였다.

본 논문에서는 DCT(Discrete Cosine Transform)를 이용한 칼라와 질감특징을 이용하여 지형을 분류하는 기법을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 DCT 기반의 특징과 지형분류알고리즘에 대해 설명하였으며 3장에서는 시뮬레이션을 수행하여 결과를 도출하였다. 4장에서는 결론 및 향후 과제에 대해 설명하였다.

2. 제안하는 지형분류 알고리즘

본 논문에서 제안하는 지형분류알고리즘은 감독분류기법을 사용한다. 대부분의 패턴 인식 시스템은 감독분류(Supervised Classification) 또는 비감독분류(Un-Supervised Classification)로 구분되어진다. 일반적인 감독분류 알고리즘은 훈련(Training) 부분과 실행(Test) 부분으로 구성되어진다. 본 논문에서 사용하는 신경망 기반 분류기 역시 오프라인에서 수행되는 신경망 학

습부분과 온라인에서 수행되는 신경망기반 분류부분으로 구성하였다. 상기 알고리즘의 블록 다이어그램을 Fig. 1에 제시하였다.

가. 훈련과정(Training Procedure)

1) 훈련 클래스 집합(Training Class Set)

신경망을 훈련시키기 위해서는 훈련 클래스 집합이 필요하다. 이를 위해 지형을 하늘, 잔디, 수풀, 자갈, 흙, 포장로의 6가지 클래스별로 구분하였고, 기 획득된 영상집합에서 클래스별 200개씩 총 1200개의 칩영상(Chip Image)을 추출하였다. 각 칩 영상은 16x16 사이즈의 R,G,B 채널을 가지며, 추출시 같은 클래스에서 다양한 영역을 고르게 추출하였다.

2) 전처리(Preprocessing)

입력된 영상은 RGB 색공간에서 CIE(Commission Internationale de l'Eclairage)에서 정의한 Lab 색 공간으로 변환한다. Lab 공간은 각각 명도차, 적녹차, 황청차로 변환한 색공간으로 영상처리 분야에 폭넓게 활용되고 있다.

DCT 알고리즘은 영상과 신호처리에 다양하게 사용되고 있다. 입력 영상이 $f(x,y)$ 로 표현되며 $N \times N$ 사이즈를 가질 경우 DCT 변환된 영상은 $F(u,v)$ 의 $N \times N$ 사이즈이며 다음과 같은 수식 (1)을 통해 얻을 수 있다.

$$F(u,v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N f(x,y) \times \cos \left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (1)$$

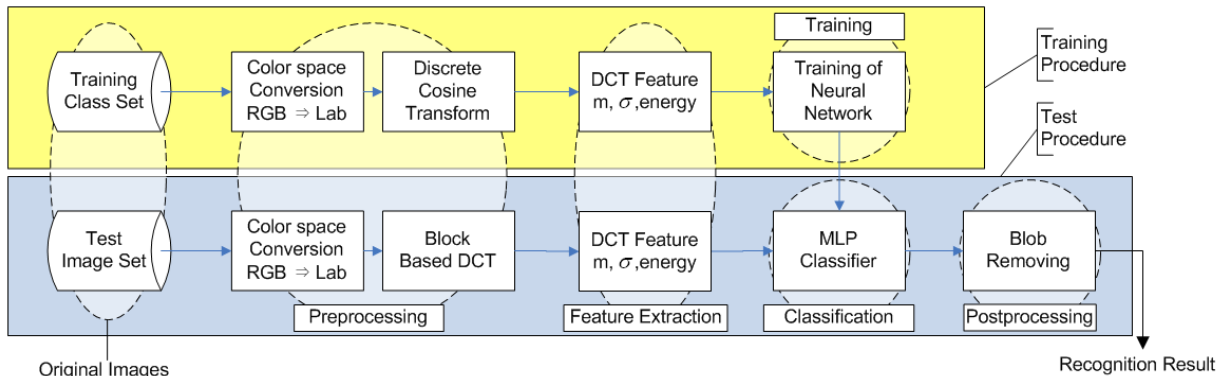


Fig. 1. 제안된 알고리즘의 블록 다이어그램

여기서, $x, y, u, v = 1, 2, 3, \dots, N$ 이며, $\alpha(u), \alpha(v)$ 는 다음과 같다.

$$\alpha(u), \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u, v = 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

x, y 는 샘플영역의 공간 좌표이며, u, v 는 DCT 변환 영역의 공간 좌표이다. $F(1,1)$ 은 입력 영상의 평균 밝기값을 표현하며, DC(Direct Current) 계수라 한다. 나머지는 AC(Alternate Current) 계수이며 $f(x,y)$ 의 주파수 성분에 해당하는 정보를 가지고 있다. 본 논문에서는 DC 계수가 영상의 밝기에 의존하므로 이를 특징값으로 사용하고, $F(1,1)$ 은 0으로 대체하여 DC-free 2D DCT영상을 사용하여 나머지 특징을 추출한다.

3) 특징추출(Feature Extraction)

DCT 영역에서의 특징추출알고리즘은 DCT 변환 특성을 고려하여 저주파, 중주파, 고주파, 또는 주파수 밴드로 구분하여 사용하는 방법^[6,7], DCT 변환영역에서 계수의 분포에 따라 수직방향, 수평방향, 대각선 방향을 사용하는 방법^[8], 웨이블릿 변환의 부대역 영상과 같은 영역으로 분할하여 사용하는 방법^[9,10]등 여러 가지 방법이 제안되어 왔다. 이 중 DCT 변환된 영상을 통해 질감특징을 추출하는 기법은 이미 연구되어 왔으며 좋은 특성을 나타낸다^[10]. 본 논문에서는 이러한 DCT 변환계수의 특징을 고려하여 Fig. 2와 같이 Fig. 2에 정의된 영역을 기준으로 하나의 DCT 변환영상에서 9개의 특징벡터를 산출한다.

즉, 산출된 특징벡터는 ① DC 계수, ②~④ S_0, S_1, S_2 영역의 표준편차, ⑤~⑨ S_0, S_1, S_2, S_4, S_5 영역의 에너지값으로 계산된다. 표준편차 및 에너지를 구하는 수식은 다음과 같다.

$$M^i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=0}^{N_i-1} c_j^i, \text{ where, } i \in \{S_0, S_1, \dots, S_6\} \quad (2)$$

$$\sigma^i = \sqrt{\frac{1}{N_i-1} \sum_{j=0}^{N_i-1} (c_j^i - M^i)^2} \quad (3)$$

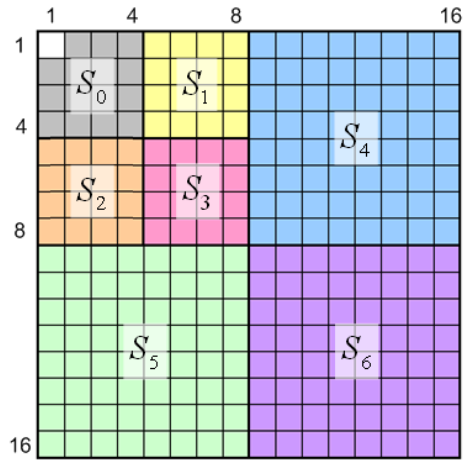


Fig. 2. 16×16 DCT 블록의 특징 영역

$$E^i = \frac{100}{E_{total}} \sum_{j=0}^{N_i-1} (c_j^i)^2 \text{ where, } E_{total} = \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{N_i-1} (c_j^i)^2 \quad (4)$$

여기서 M^i 는 i 번째 대역의 평균이며, σ^i 는 i 번째 대역의 표준편차, c_j 는 i 번째 대역에 해당되는 DCT 계수, E_{total} 은 전체 대역의 에너지이며, E^i 는 i 번째 대역의 에너지 값, N_i 는 i 번째 대역의 계수의 수, k 는 대역의 총 개수이다. Lab 변환시 총 3채널을 사용하게 되므로 총 특징벡터는 27차원으로 구성된다.

4) 신경망 학습(MLP Training)

일정 데이터에 의하여 학습된 신경회로망은 학습데이터에 포함되지 않은 입력에 대해서도 일반적으로 추정할 수 있는 학습력과 적응력이 있다. 신경회로망에는 많은 종류가 있지만 본 논문에서는 일반적이며 널리 쓰이는 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 사용하였다. 역전파 알고리즘은 오차함수의 기울기가 감소하는 기울기 감소법을 이용한다. 신경회로망 시스템은 초기에 중간 가중치를 임의로 설정하여 시스템을 구축한다. 구축된 시스템에 상기 추출된 특징값을 입력하여 출력값을 계산하고, 원하는 출력값과의 오차를 계산하여 이 오차가 작아지는 방향으로 초기 가중치가 조절되어 간다. 이와 같이 출력오차가 최소화되도록 중간 가중치를 반복학습에 의해 조절하여 최적화시킨다.

일반적으로 영상의 분류를 위해서는 다층 레이어 기반의 신경망(MLP : Multi-Layer Perceptron)을 사용한

다. 본 논문에서도 1개의 입력층과 2개의 은닉층, 그리고 1개의 출력층으로 신경망을 구성하였다. 은닉층의 노드 수는 오차를 최소화하기 위해서 몇 가지의 수를 변경하여 시험하였고, 그 결과 첫 번째 은닉층은 18의 노드, 두 번째 은닉층은 12개의 노드를 가지도록 설계하였다. 결합강도의 초기값은 랜덤함수를 사용하여 -0.5~0.5의 범위에서 발생하도록 하였다. 또한 입력 데이터를 정규화함으로 신경망 학습에 미치는 중요도가 동일하도록 하였다. 본 논문에서 사용한 신경망의 구조는 Fig. 3과 같다.

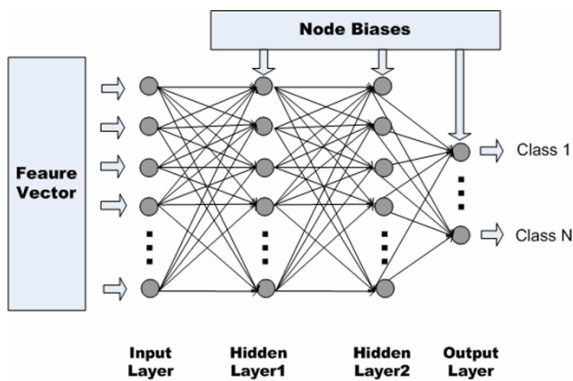


Fig. 3. 다층 레이어 신경망 구조

나. 입력 영상의 지형분류 과정(Test Procedure)
 실험을 위한 테스트 영상은 CCD센서로부터 획득된 동영상으로부터 10장의 640×480해상도의 샘플 영상을 추출하였다. 입력영상의 지형분류과정은 훈련과정에서 전처리, 특징추출 과정이 동일하다. 다만 분류과정에서 기 학습된 신경망 파라미터를 이용하여 입력 특징을 구분한다. 입력영상을 16×16 블록으로 나눌 때 1/2씩 겹쳐서 블록에 대한 특징을 추출하여 전체 영상 해상도가 80×60 되도록 하였다. 결과영상은 N-ary영상에 대한 4방향 연결성분 레이블링을 수행한 후 Blob 사이즈가 6개 이하인 부분은 주변 영역에서 영역사이즈가 큰 부분에 통합되도록 하여 Blob을 제거하였다. 그레이 영상에 대한 레이블링은 Seed-diffusion 기법을 사용하였다^[11].

3. 시뮬레이션

시뮬레이션을 위해서 하늘, 잔디, 수풀, 자갈, 흙, 포

장로가 있는 지형을 6회 촬영하였고, 각 촬영 별로 다음과 같은 작업을 수행하였다.

* 칩영상추출 : 클래스별 200개씩 총 1200개

* 테스트영상제작 : 총 10장

(잔디 2, 흙 3, 자갈 3, 도로 2)

* 인지율 측정용 Ground Truth 영상 제작

1회의 테스트 영상 및 Ground Truth 영상, 지형분류 결과 영상의 실례는 Fig. 4, 5, 6과 같으며 Fig. 5와 6에서 사용한 클래스별 색상은 Table 1에 나타내었다.

DCT를 이용한 지형분류와 결과를 비교하기 위한 웨이블릿 기반 알고리즘은 Sung^[5]의 Wavelet Transform 기반 알고리즘을 사용하였으며, 상기 알고리즘의 특징 벡터는 웨이블릿 부대역의 평균 및 에너지 값을 사용하여 구성되어 있다.

6회 촬영의 평균 지형분류 결과는 Table 2와 같으며 기존의 웨이블릿기반 알고리즘 보다 제한한 알고리즘이 약 1.6% 높은 분류성능을 보여준다. 표준편차 또한 DCT에 기반한 방법이 1.7% 높아 더욱 견실하게 지형을 분류함을 알 수 있다.



Fig. 4. 테스트 영상

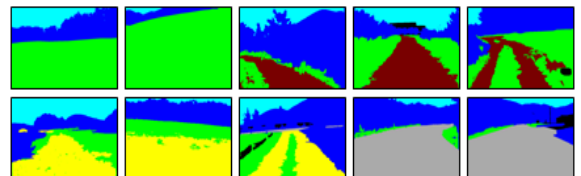


Fig. 5. Ground Truth 영상

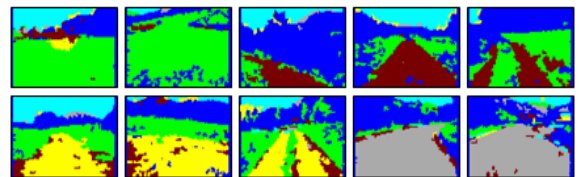


Fig. 6. 지형분류결과 영상

Table 1. 클래스별 색상표

클래스	색상	R	G	B
하늘	Cyan	0	255	255
잔디	Green	0	255	0
수풀	Blue	0	0	255
자갈	Yellow	255	255	0
흙	Dark Red	121	0	0
포장로	Gray	170	170	170

Table 2. 지형분류 인지결과(6회 평균)

Number	DCT Feature(%)	WT Feature(%)
1	90.0	91.8
2	71.1	74.9
3	83.0	83.8
4	72.7	70.3
5	69.9	66.8
6	69.4	64.7
7	64.8	58.1
8	63.9	62.1
9	89.3	89.0
10	89.7	86.3
Mean	76.4	74.8
STD	10.5	12.2

4 결론

무인자율차량의 자율주행을 위해서는 차량의 현재 환경에 대한 인지가 필요하며 이를 위해서 지형분류 기법에 대한 많은 연구가 이루어져 왔다.

본 논문에서는 CCD 영상에 대하여 DCT 특징을 사용한 지형분류기법을 제안하였다. 제안한 지형분류 기법은 입력영상에 대하여 색공간 변환을 통하여 RGB 영상을 Lab 색공간으로 변환하며, 변환된 색공간 영상에 대하여 16×16 사이즈의 블록으로 나눈 다음 각각의 블록에 대하여 DCT 특징을 추출하게 된다. 추출된

특징벡터는 기 훈련된 신경망 알고리즘을 통하여 결과영상을 생성하며, 후처리로 Blob을 제거하기 위한 4방향 레이블링 기법을 사용하였다. 제안된 지형분류기법은 시뮬레이션을 통해 기존의 웨이블릿 특징 기반 지형분류 알고리즘보다 약 1.6%정도의 분류 성능 향상을 가져왔고, 표준편차 또한 1.7% 높아 견실한 분류성능을 보였다.

향후 실제 무인차량의 기동제어 시스템에 적용을 위해서 DCT 전용 영상처리 라이브러리를 사용하여 지형분류시간을 획기적으로 줄이는 방법이 연구되어야 하며, 분류 유형의 단계적 확장과 다양한 야외 환경조건에 대한 추가적인 실험을 통한 안정성 및 신뢰성의 확보가 필요하다. 또한 보다 향상된 지형분류를 위하여 스테레오 영상, 열상을 통한 인지, 분류 및 CCD 영상과의 융합등 다양한 특징을 활용하는 알고리즘에 대한 연구가 필요하다.

References

- [1] R. Manduchi, "Obstacle Detection and Terrain Classification for Autonomous Off-road Navigation", Autonomous Robots, Vol. 18, pp. 81~102, 2005.
- [2] Talukder, et. al., "Autonomous Terrain Characterization and Modeling for Dynamic Control of Unmanned Vehicles", International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2002.
- [3] P. Bellutta, et. al., "Terrain Perception for DEMO III", Proceedings of the 2000 Intelligent Vehicles Conference, 2000.
- [4] Paul Jansen, et. al., "Colour Based Off-road Environment and Terrain Type Classification", Proceedings of the 8th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2005.
- [5] Gi-Yeul Sung, Dong-Min Kwak, Do-Jong Kim, Joon Lyou, "Terrain Cover Classification Based on Wavelet Features and Neural Networks", International Conference on Control, Automation and Systems, 2008.
- [6] Tanaka, M. and Goto, H., "Autonomous Text Capturing Robot Using Improved DCT Feature and Text Tracking", Document Analysis and Recognition, Vol. 2, pp. 1178~1182, 2007.

- [7] Xiao-Yuan Jing and Zhang, D., "A Face and Palmprint Recognition Approach Based on Discriminant DCT Feature Extraction", *Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol. 34, pp. 2405~2415, 2004.
- [8] Hee-Jung Bae and Sung-Hwan Jung, "Image Retrieval using Texture Based on DCT", *Information, Communications and Signal Processing*, Vol. 2, pp. 1065~1068, 1997.
- [9] Xiang-Yu Huang, Yu-Jin Zhong, Dong Hu, "Image Retrieval Based on Weighted Texture Features using DCT Coefficients of JPEG Images", *Information, Communications and Signal Processing*, Vol. 3, pp. 1571~1575, 2003.
- [10] Yu-Len Huang, Ruey-Feng Chang, "Texture Features for DCT-coded Image Retrieval and Classification", *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 6, pp. 3013~3016, 1999.
- [11] Seung-Youn Lee, Dong-Min Kwak, Gi-Yeol Sung, Do-Jong Kim, "Modified Component-Labeling Algorithms Applied to Grayscale Images", *International Conference on Control, Automation and Systems*, Vol. 1, pp. 2171~2175, 2008.