



저작자표시 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.
- 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

工學碩士 學位論文

해양 쓰레기 모니터링 시스템 구축을 위한 칼라 영상 클러스터링 기법의 개발



2011年 2月

釜慶大學校 大學院

소재프로세스공학과

金 塘

工學碩士 學位論文

해양 쓰레기 모니터링 시스템 구축을 위한
칼라 영상 클러스tring 기법의 개발

指導教授 徐 源 贊

이 論文을 工學碩士 學位論文으로 提出함.

2011年 2月

釜慶大學校 大學院

소재프로세스공학과

金 塘

金塘의 工學碩士 學位論文을 認准함.

2011年 2月



主 審 工學博士 朴 興 日 (印)

委 員 工學博士 金 星 圭 (印)

委 員 工學博士 徐 源 贊 (印)

목 차

Abstract

1. 서론	1
1.1 연구 배경	1
1.2 연구 목적	6
2. 이론적 배경	8
2.1 RGB 칼라 모델	10
2.2 마하라노비스 거리	12
2.3 오츠 이진화 알고리즘	14
2.4 침식 연산과 팽창 연산	19
2.4.1 침식 연산	19
2.4.2 팽창 연산	20
2.5 세션화 처리	22
2.5.1 세션화의 정의	22
2.5.2 Zhang Suen 세션화 알고리즘	24
3. 칼라 영상 클러스tring 알고리즘	26
3.1 RGB 칼라 영상 획득	26
3.2 색상 모델 선정	29
3.3 색상 모델 결정함수	31
3.4 마하라노비스 거리 계산	36
3.5 오츠 알고리즘을 이용한 이진화	38

3.6 세션화 및 관심영역 검출	46
3.7 관심영역의 검출 결과 및 고찰	48
4. 결론	52
5. 참고문헌	53

감사의 글



Color Image Clustering Technique for Marine Debris Monitoring System

Dang Kim

*Department of Materials Processing Engineering, Graduate School,
Pukyong National University*

Abstract

A color image clustering algorithm is proposed for marine debris monitoring system. The color image clustering technique is composed by mahalanobis distance to detect the object region, where marine debris is accumulated from the obtained input image by using a pilotless aircraft about the monitoring area of a study region. Two color models the forest area and the sand area are selected for mahalanobis distance calculation, and each model is compared with similar color regions from the input image, respectively. The binarization called Otsu method is applied on two sets of mahalanobis distance about the forest area and the sand area. The object region with a certain width is detected from the boundary that is extracted from common information between the forest area and the sand area.

The effectiveness of the algorithm is examined using series of input images from the actual monitoring area. As the result, it is confirmed that the algorithm is useful technique to construct the marine debris monitoring system.

1. 서 론

1.1 연구 배경

해양 쓰레기는 수산자원을 이용하는 어업은 물론, 연안과 해양을 대상으로 하는 관광이나 선박의 운항 등에 심각한 장애를 준다. 또한, 보호가치가 높은 해양생물과 조류의 생존을 위협하여 생태적 측면과 경제적 측면에서 큰 피해를 주고 있다. 현재, 한국은 물론 세계의 여러 해양에 연한 인접국들에서 해양 쓰레기의 발생량은 계속적으로 증가하여 해양환경과 생태계를 위협하고 있으며 해양 쓰레기로 인한 경제적 손실 또한 늘고 있어 심각한 사회문제로 대두되고 있다. 그러나 해양 쓰레기가 갖고 있는 이러한 사회적, 경제적 그리고 생태적 측면에서의 그 의미는 한 국가의 범위에 한정하여 나타나지 않는다. 해양 쓰레기는 인간의 물리적 접근이 상대적으로 제한받는 해상에서 해류를 따라 이동하고, 바람의 영향을 받아서 모였다가 흩어지는 특성이 있어서 지구 차원에서 보아야하고 관리하여야하기 때문이다. 한 국가의 해양 쓰레기에 대한 무책임한 정책이 바다로 연결된 다른 나라까지 영향을 주기도 한다. 그로 인하여 국가 간 이동에 따른 연안국들의 피해가 증가하면서 외교적 갈등의 소지를 보이고 있다[1].

우리나라 해역에서 발생하는 쓰레기는 크게 육상 기인과 하천 기인으로 나눌 수 있으며, 육상 기인은 하천유입과 해안활동 기인으로, 해양 기인은 어업 기인과 선박 기인으로 구분된다. 우리나라 해양 쓰레기 발생량은 연간 142,800톤으로 추정되고 있다[2].

해양 쓰레기로 인한 경제적, 생태적 피해를 심각하게 받고 있는 연안국가의 경우 외국 기인 해양 쓰레기에 대해 보다 적극적인 대책을 마련하는

단계에 이르고 있다. 일본에서 발생하는 우리나라 기인 해양 쓰레기에 대한 조사에서 이시카와 현(岩川県)의 경우 전체 발생 쓰레기 중에서 38%가 한국 기인, 7%가 중국과 태국 기인으로 나타났다. 일본 카나가와 현(神奈川県)의 자체 조사에서도 외국 기인 쓰레기 중 약 80% 정도가 남한과 북한 기인인 것으로 조사되었다. 일본의 경우 우리나라 해양 쓰레기가 일본 연안으로 이동하는 것을 방지하고 공동어장에서 사용하는 어구·어망의 관리체제를 개선할 것에 대해 지속적으로 문제를 제기하고 있다. 북서태평양보전실천계획(NOWPAP)은 해양 쓰레기를 주요 관심사업으로 설정하고 있기 때문에, 해양 쓰레기의 국가 간 이동은 지역해 차원에서 현안으로 등장할 전망이다. 그러나 해양 쓰레기에 대한 국가정책이 취약하고 기초자료가 미흡한 현재의 관리여건을 고려할 때, 향후 이 현안이 국가 간 해양환경현안으로 부각될 경우 효과적인 대응은 기대하기 어려운 실정이다[2]. 따라서, 해양 쓰레기에 대한 국가정책의 확립이 필요하며, 연안의 전 지역에 대한 기초자료의 확보가 시급하다할 것이다.

본 연구에서는 우리나라의 국외 기인 해양 쓰레기의 유입 가능성이 높은 지역인 서해안의 한 지역(전라남도 신안군 임자도 대광해수욕장)을 조사대상으로 선정하였다(이후, 조사대상지역). 조사대상지역의 해안은 비교적 단조로운 해안선을 가지고 북서쪽으로 열려져 있으며, 직선거리가 약 7 km에 이른다(Fig. 1.1.1). 연평균 풍속은 4.2 m/sec이고, 풍향은 연중 북에서 북서향이 우세하며 여름철에만 북동향이 우세하다(Fig. 1.1.2). 해양 환경은 4.5 m 내외의 강한 조석 작용의 영향을 받는 전형적인 대조차 조석환경이다[3].

조사대상지역 전체에 대한 해양 쓰레기 발생량을 조사하기 위하여는 많은 인력과 시간이 필요하므로, 한정된 영역을 선정한 모니터링이 바람직한 조사방법이라 할 수 있다. Fig. 1.1.3에 조사대상지역의 위성사진과

모니터링 구역을 표시하였다.

모니터링 구역을 포함한 동일한 면적의 해안선 5곳을 선정하여 무인항공헬기를 이용하여 항공 촬영을 실시하였다(Fig. 1.1.4). 획득한 항공사진으로부터 해양 쓰레기의 발생량의 추정이 가능하다면, 현장 모니터링 결과와의 비교·분석을 통해 해양 쓰레기의 평균 발생량을 산출, 평균값을 대광해수욕장 해안선 전체에 적용하여 해양 쓰레기의 발생량을 추정할 수 있다.



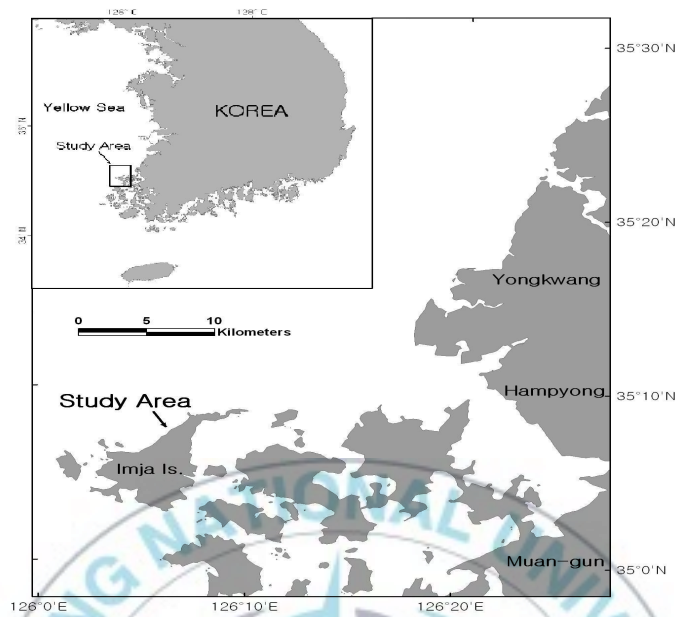


Fig. 1.1.1 Location map of the study area

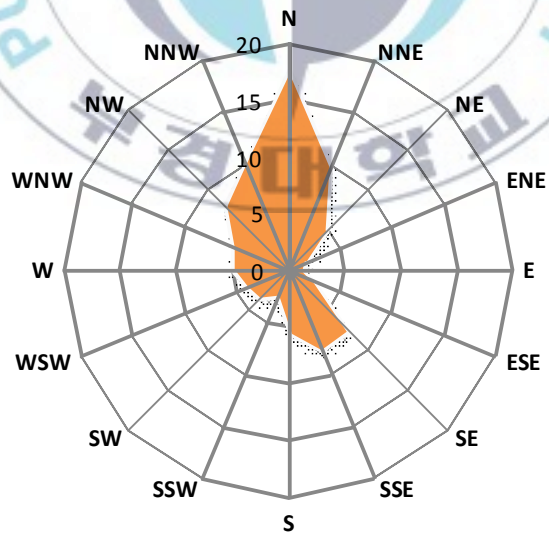


Fig. 1.1.2 Frequency of maximum wind speed and direction

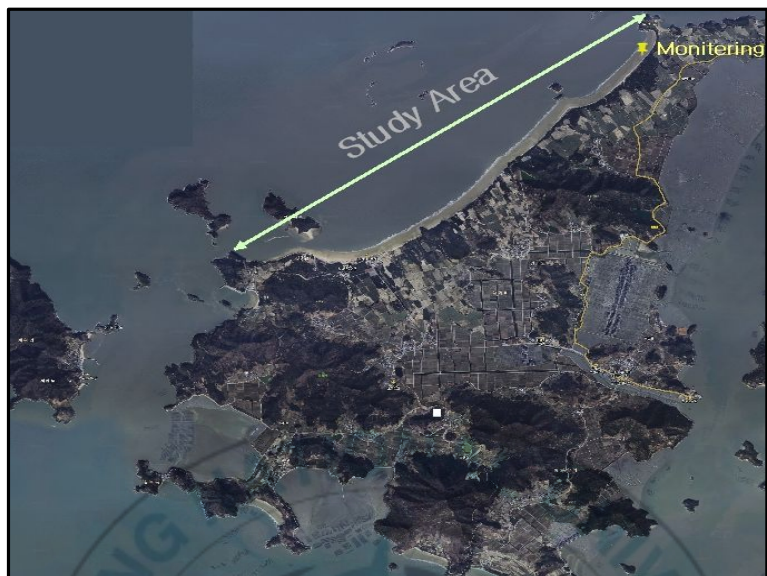


Fig. 1.1.3 Monitoring region of the Daekwang Beach
(Image from Google, 2010)



Fig. 1.1.4 Pilotless aircraft image of the monitoring region

1.2 연구 목적

해양 쓰레기의 발생량은 시간의 경과에 대하여 일정하지 않기 때문에 같은 기간이라도 발생량의 차이를 보이게 된다. 해양 쓰레기의 수거와 처리를 위한 노력과 비용 또한 발생량에 비례한다. 따라서, 넓은 지역에 대하여 사람이 직접 해양 쓰레기의 발생량을 추정한다는 것은 인력동원과 조사시간의 다대함에서 기인하는 문제는 물론, 이에 따른 경제적 문제 등 많은 어려움을 갖고 있다.

해양 쓰레기 조사대상지역에 대하여 인력을 대신한 무인항공헬기의 이용과 이로부터 획득한 영상에서 해양 쓰레기의 발생량을 추정할 수 있다면, 인력, 시간 및 경제적으로 많은 이점을 가진다.

본 연구에서는 무인항공헬기를 이용하여 획득한 RGB 칼라 영상으로부터 해양 쓰레기를 검출하기 위한 영상처리방법의 개발을 시도하였다. 획득한 영상(Fig. 1.1.4 참고)을 영역별로 하늘, 산, 숲, 모래의 4영역으로 크게 분류할 수 있으며, 해양 쓰레기가 발생하는 영역은 숲 영역과 모래 영역의 특정영역(이후, 관심영역)에 한정되어 있다. 따라서, 본 연구의 목적을 달성하기 위해서는 2단계의 계층적 알고리즘의 구성이 필요할 것으로 생각된다. 1단계로, 획득한 칼라 영상에서 관심영역을 분리하여야 하며, 2단계로, 분리한 관심영역 내에 존재하는 해양 쓰레기를 정확히 검출하여야 할 필요가 있다.

본 연구에서 제안하는 칼라 영상 클러스터링 기법은 조사대상지역의 모니터링 구역을 무인항공헬기로 촬영하여 획득한 칼라 영상에서 해양 쓰레기가 발생하는 관심영역을 분리하기 위하여 숲 영역과 모래 영역에 대한 각각의 색상 모델을 선정한다. 선정한 색상 모델과 유사색상의 영역을 구별하기 위하여 마하라노비스 거리(Mahalanobis Distance)를 이용한 판

별 분석을 실시한다. 숲 영역과 모래 영역에 대한 마하라노비스 거리의 데이터를 이용하여 각각의 영역에 대하여 클러스터링을 실시한다. 숲 영역과 모래 영역의 두 영역의 공통의 정보인 경계선을 추출하여, 추출된 경계선으로부터 일정거리의 폭을 가진 영역을 해양 쓰레기가 발생하는 관심영역으로 검출한다.



2. 이론적 배경

본 연구의 처리대상으로 하고 있는 무인항공헬기를 이용한 해안의 칼라 영상을 이용한 해안선, 쓰레기 발생영역 혹은 해양 쓰레기 검출에 관한 기존의 연구는 전무한 실정이다. 그러나, 일반적인 영상에서 특정 대상을 검출·분할하는 연구로는 대상의 기하학적인 특성을 이용하는 방법, 대상에 공통적으로 할당된 색상정보를 이용하는 방법, 대상과 배경에 의해 생성되는 명암도 변화의 특성을 이용하는 방법 등이 있다[4] [5].

입력영상에서 특정 영역을 분할하는 클러스터링 기법에 관한 기존 연구들은 대부분 흑백 명암도 변화, RGB 칼라 모델, HSI 칼라 모델 등을 이용하고 있다. 기존의 클러스터링 기법은 적용하는 입력영상의 특성에 따라 다음과 같은 제약점을 갖는다.

1) 흑백 명암도 변화를 이용하는 클러스터링 기법은 빛에 의한 정보 손실의 영향을 적게 받고 처리 속도가 빠르다는 장점을 가지나, 주어진 명암도 변화값만을 가지므로, 본 연구의 검출대상인 관심영역에의 적용에는 한계가 있으며, 목적하는 결과영상을 얻기 위해 이진화의 임계값을 반복하여 재조정하여야하는 문제점이 있다[5].

2) RGB 칼라 모델을 이용하는 방법은 검출대상에 뚜렷한 색상의 변화값을 이용하므로 용이하게 목적을 달성할 수 있을 가능성이 있으나, 영상을 구성하는 화소들의 RGB 칼라값이 주위의 환경변화에 기인한 밝기 변화에 민감하게 영향을 받는 문제점이 존재한다.

3) HSI 칼라 모델은 각 구성요소가 분리되어 색의 변환을 용이하게 해준다. 그러나, 명도가 매우 낮거나 매우 높을 경우와 채도가 매우 낮을 경우에는 색상을 분리해 내는 기능이 크게 저하되어 식별력이 불안정하다는 문제점을 가지고 있다[6].

본 논문에서는 상기의 문제점을 해결하기 위한 방법으로 RGB 칼라 모델을 사용하여 관심영역의 검출을 위한 알고리즘을 제안한다.



2.1 RGB 칼라 모델

RGB(Red, Green, Blue) 칼라 모델에서 각 색들은 적색, 녹색, 청색의 기본 스펙트럼 성분들로 나타난다. 이 모델은 직교 좌표 시스템(cartesian coordinate system)에 기초한다. 관심의 대상인 색채 부분 공간은 Fig. 2.1.1에 보인 정육면체이다. 여기서 RGB 값은 세 모서리점이다. 청록색, 심홍색, 황색은 다른 세 모서리점이며, 검은색은 원점, 그리고 흰색은 원점에서 가장 먼 모서리에 있다. 이 모델에서 명암도는 검은색부터 흰색 두 점을 연결하는 선을 따라 전개되고, 색은 원점으로부터의 확장되는 벡터로 정의되는 정육면체 상이나 또는 안쪽의 점이다. 편의상 모든 색값은 정규화되었고, 따라서 Fig. 2.1.1에 보인 정육면체는 단위 정육면체이다. 즉, 모든 R, G, B 값의 범위는 $[0, 1]$ 로 가정한다.

RGB 칼라 모델에서의 영상은 각 원색당 하나씩 모두 3개의 영상 평면으로 구성되어있다. RGB 모니터에 보내진 이 세 영상은 인광체 스크린에서 결합되어 복합색 영상을 만든다. RGB 공간에서 각 화소를 표현하는데 사용되는 비트의 수를 화소의 깊이(pixel depth)라고 하며, RGB 각 영상이 8비트로 구성된 임의의 RGB 영상을 고려하면, 각 RGB 색채 화소가 24bit의 (3개의 영상면 $\times$ 각 면당 비트의 수) 화소 깊이를 가진다는 전제하에서 자연색(full color) 영상은 24비트의 RGB 색영상을 지칭하는데 사용된다[7].

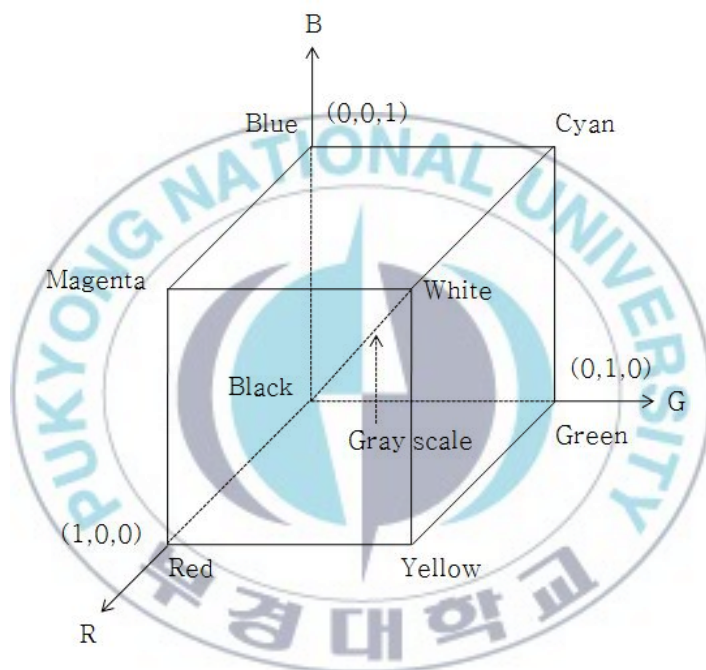


Fig. 2.1.1 RGB color model

2.2 마하라노비스 거리(Mahalanobis Distance)

클러스터링을 위한 판별 분석(군집 분석)에서 상사성이 높은 개체들은 같은 군집에 포함시키고, 상대적 상사성이 낮은 개체들은 서로 다른 군집에 포함시킬 수 있도록 해주는 상사성이나 비상사성을 측정하는 유사도 정의에 주로 사용되는 것은 거리이다. 대표적으로 사용되는 거리 척도에는 유클리드 거리(Euclidean Distance)가 있다. 유클리드 거리는 다차원 공간에서 두 점 i 와 j 간의 거리를 구하는 Eq. 2.2.1로 표현된다.

$$d_{ij} = d(X_i, X_j) = \sqrt{(X_i - X_j)^T (X_i - X_j)} \quad (2.2.1)$$

유클리드 거리는 사용된 척도에 따라서 거리 순위에 상당한 영향을 미치게 된다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 일반적으로 각 변수를 표준편차로 나눈 표준화 변수를 사용하게 된다. 그러나 변수들 사이의 상관관계가 존재할 때 거리는 척도의 불변성과 상관관계를 고려한 통계적 거리로 측정되어야 한다. 이러한 통계적 거리를 마하라노비스 거리(Mahalanobis Distance)라고 한다.

마하라노비스의 거리는 각각의 개체가 여러 가지 변인(variables)의 중심값(평균값, mean)들로 이루어진 중심(centroid)에 대해서 갖는 거리를 말한다. 여러 변인을 동시에 이용하여 살펴보는 테스트(multivariate)의 경우에 각각의 중심값을 중앙에 교차시켜 개체값들을 나열해 보면 일종의 군집을 이루게 되는데, 마하라노비스 거리는 특정 개체의 값이 중심에서 얼마나 벗어났는가를 보기 위한 거리값이다(Eq. 2.2.2).

$$D(x) = \sqrt{(x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)} \quad (2.2.2)$$

여기서, Σ_i^{-1} 는 모집단 i 의 공분산행렬의 역행렬이며, μ_i 는 모집단 i 의 표본평균이다[8].



2.3 �츠 이진화 알고리즘

이진화(binanzation) 영상이란, 모든 픽셀을 흑과 백으로만 표현하는 영상을 말한다. 이진화된 영상은 영상 안에 포함된 물체의 특징을 검출하는 데에 사용되며 자동차 번호판 인식, 문서 인식 등의 응용분야에서 사용하기 위한 기초적인 작업이다. 영상을 이진화하는 방법은 모든 픽셀을 점검해서 임계값보다 크면 1로, 작으면 0으로 값을 변경시켜주면 된다. 하지만 임계값을 어떤 값으로 설정하는 지에 따라서 결과영상이 매우 달라질 수 있다.

�츠 알고리즘(Otsu algorithm)은 자동으로 이진화의 임계값을 결정할 수 있는 방법이라는 점에서 많은 분야에서 사용되고 있다. 이 방법은 전역적 이진화 기법 중 하나로써 영상의 히스토그램을 이용하여 유사 밝기 값을 갖는 객체들을 분리, 추출하는 방법이다. 즉, 영상의 히스토그램 형태가 쌍봉형이라고 가정하였을 때 그 사이의 계곡점을 찾아서 그 계곡점을 임계값으로 하여 분할되는 두 클래스 사이의 분산을 최대화 시키는 임계값을 찾는 방법이다[9].

영상이 L개의 Gray 레벨을 가지고 있다고 하면, 밝기값이 i인 화소의 수를 n_i , 주어진 영상의 총 화소 수를 N 이라고 할 때,

$$N = \sum_{i=1}^L n_i \quad (2.3.1)$$

이고, 화소가 i 밝기값을 가질 확률은

$$p_i = n_i / N \quad (2.3.2)$$

이 된다. 그리고

$$p_i \geq 0, \sum_{i=1}^L p_i = 1 \quad (2.3.3)$$

이다. 입력 영상이 배경과 객체 두 개로 나누어 졌다고 가정하면, 화소들은 Gray 레벨 $[1, \dots, k]$ 에 속하는 클래스 C_0 와 Gray 레벨 $[k+1, \dots, L]$ 에 속하는 C_1 클래스로 나눌 수 있다. 따라서 두 클래스에 대한 Gray 레벨 확률 분포는

$$C_0: p_1/\omega_0(k), p_2/\omega_0(k) \dots p_k/\omega_0(k) \quad (2.3.4)$$

$$C_1: p_{k+1}/\omega_1(k), p_{k+2}/\omega_1(k) \dots p_L/\omega_1(k) \quad (2.3.5)$$

이 된다. 여기서

$$\omega_0 = \sum_{i=1}^k p_i = \omega(k) \quad (2.3.6)$$

$$\omega_1 = \sum_{i=k+1}^L p_i = 1 - \omega(k) \quad (2.3.7)$$

클래스 C_0 와 C_1 의 평균은 각각

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k i p_i / \omega_0 = \mu(k) / \omega(k) \quad (2.3.8)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=k+1}^L i p_i / \omega_1 = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)} \quad (2.3.9)$$

이고, $\omega(k)$ 와 $\mu(k)$ 는

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k p_i, \quad \mu(k) = \sum_{i=1}^k i p_i \quad (2.3.10)$$

이다. 또한, 전체 영상의 평균을 μ_T 라고 하면

$$\omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 = \mu_T, \quad \omega_0 + \omega_1 = 1 \quad (2.3.11)$$

이다. 각 클래스 C_0 와 C_1 의 분산은 다음과 같다.

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 p_i / \omega_0 \quad (2.3.12)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 p_i / \omega_1 \quad (2.3.13)$$

그리고, 클래스 내의 분산(within-class variance)을 σ_w^2 , 클래스 간의 분산(between-class variance)을 σ_B^2 , 그리고 전체 구간에서의 분산(total variance)을 σ_T^2 라고 하면, 최적의 임계값은 다음의 3개의 판별기준식들 가운데서 하나를 최대화하는 k 로 선택할 수 있다.

$$\lambda = \sigma_B^2 / \sigma_W^2 \quad (2.3.14)$$

$$\kappa = \sigma_T^2 / \sigma_W^2 \quad (2.3.15)$$

$$\eta = \sigma_B^2 / \sigma_T^2 \quad (2.3.16)$$

여기서

$$\sigma_W^2 = \omega_0 \sigma_0^2 + \omega_1 \sigma_1^2 \quad (2.3.17)$$

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= \omega_0 (\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 \\ &= \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2 \end{aligned} \quad (2.3.18)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^L (i - \mu_T)^2 p_i \quad (2.3.19)$$

이다. 판별기준식 Eq. 2.3.14 ~ Eq. 2.3.16에서 σ_T^2 는 k 의 선택과 무관하므로 Eq. 2.3.16인 η 의 계산이 가장 간단하다.

$$\eta(k) = \sigma_B^2(k) / \sigma_T^2 \quad (2.3.20)$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (2.3.21)$$

따라서

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{1 \leq k \leq L} \sigma_B^2(k) \quad (2.3.22)$$

위 Eq. 2.3.22를 만족하는 k^* 를 이진화를 위한 최적의 임계값으로 결정할 수 있다.



2.4 침식연산과 팽창연산

0과 1의 두 가지 상태를 가지는 이진 영상에서 침식(Erosion) 연산은 영상 내에서 구조 요소의 모든 요소가 영역 내에 존재하면, 현재 그 지점의 값을 1로 설정한다. 팽창(Dilation) 연산은 영상 내에서 구조 요소의 값 중 하나라도 영역 내에 존재하면, 현재 그 지점의 값을 0으로 설정한다. 이와 같은 기본적인 연산을 사용하여 필기체 문자 인식 등에서 문자의 세선화 과정이나 영상의 분리(segmentation)나 머신 비전 등에서 전처리(노이즈 제거, 특징 추출) 등에 유용하게 사용되고 있다[10].

2.4.1 침식연산

이진 영상에 대한 침식은 다음과 같이 정의된다.

$$A \otimes B = x : B + x < A \quad (2.4.1)$$

침식 연산의 경우 원 이미지 A와 구조요소(structuring element) B에 의해 구현되며, 구조 요소의 디자인에 따라 다양한 용도의 필터 역할을 할 수 있게 된다. Fig. 2.4.1(a)의 원영상에 Fig. 2.4.1(b)의 구조요소를 적용시키면 Fig. 2.4.1(c)의 결과를 얻게 된다.

실제 프로그램 상의 구현은 구조 요소 B를 이미지 상에서 스캔하면서 구조 요소 B상에서 1인 영역이 모두 A 영역 안에 포함되는 경우 그 지점의 픽셀은 1로 값을 지정하고 아니면 0으로 지정한다.

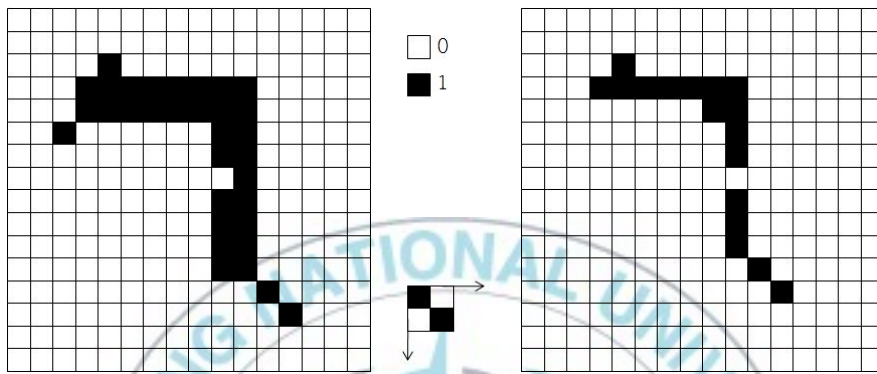
2.4.2 팽창 연산

이진 영상에 대한 팽창은 다음과 같이 정의된다.

$$A \oplus B = [A^c \ominus (-B)]^c \quad (2.4.2)$$

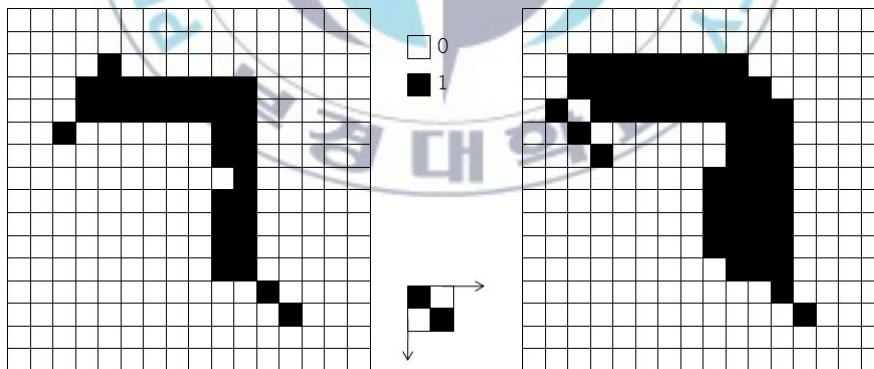
팽창 연산의 경우 구조 요소 B상에서 1인 영역이 하나라도 A 영역 상에 존재하면 그 지점의 픽셀은 1로 값을 지정하고 아니면 0을 지정한다. Fig. 2.4.2(a) 원영상에 Fig. 2.4.2(b)의 구조요소를 적용시키면 Fig. 2.4.2(c)의 결과를 얻게 된다.





(a) Original image (b) Structuring element (c) Result image

Fig. 2.4.1 An example of the erosion operation



(a) Original image (b) Structuring element (c) Result image

Fig. 2.4.2 An example of the dilation operation

2.5 세선화 처리

2.5.1 세선화의 정의

세선화(thinning)는 대상 물체의 표면을 조금씩 벗겨내어 최종적으로 두께 1을 가지도록 하는 것이다. 세선화는 크게 비반복적 방법과 반복적 방법으로 나뉜다. 비반복적 방법은 인간의 직관 및 지각과 같은 방법으로 정보를 추출하여 대상물체의 연결성 보존보다는 복원 가능성에 우선순위를 둔다[11][12]. 반복적 세선화는 다시 순차적 방법과 병렬적 방법으로 분류할 수 있다[13][14]. 순차 세선화 알고리즘은 각 반복연산 단계에서 이전의 모든 연산결과 값이 현 연산단계에 적용되어 수행된다. 연산복잡도가 타방식에 비해 낮다는 장점이 있지만 대상물체의 골격이 주사 방향에 의존되어 한쪽 방향으로만 치우친 결과 영상을 나타낸다. 병렬 세선화 알고리즘은 각 반복연산 단계에서 모든 화소가 독립적으로 수행된다. 대상물체의 중심에 가장 가까운 골격을 나타내는 장점이 있지만 폭이 2화소 두께인 패턴이 한꺼번에 제거되는 단점이 있다.

기존의 세선화 방법으로는 많은 알고리즘이 발표되어 왔으나 응용분야와 그에 따른 성능이 다르므로 알고리즘마다 세선화에 대한 정의와 요구사항이 같지 않다. 많은 세선화의 요구사항들이 제시되었지만 다음은 대부분의 세선화에 대해 공통적으로 적용되는 중요한 일반적 요구사항들이다[15].

요구사항 1. 연결되는 대상물체 영역은 연결되는 선구조까지 얇아져야 한다.(연결성 보존)

요구사항 2. 비슷한 끝선 위치는 유지되어야 한다.(지나친 침식 방지)

요구사항 3. 세선화결과는 최소 8연결된 것이어야 한다.(단위넓이골격)

요구사항 4. 세션화결과는 그 중심선에 근접해야 한다.(중심선 접근)

요구사항 5. 세션화에 의해 발생된 외래의 잡음은 최소가 되어야 한다.

(경계 잡음 면역)



2.5.2 Zhang Suen 세션화 알고리즘

Zhang Suen 세션화 알고리즘은 오랫동안 세션화 기법에 대한 기본적인 비교자료로 사용되고 있으며, 구현하기에 빠르고 간단한 방법이다 [14]. Zhang Suen 세션화 알고리즘은 병렬적 처리 방법의 하나로써 두 개의 부분반복(two subiterations) 부분을 가진다.

– **1루프** : 처리 대상인 검은 픽셀 $I(i,j)$ 에 대해서 다음과 같은 조건을 만족하면 지운다.

- 1) 픽셀 $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들의 connectivity가 1이고,
- 2) 픽셀 $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀이 적어도 2개에서 6개 사이에 있어야 하며,
- 3) 적어도 픽셀 $I(i,j+1)$, $I(i-1,j)$, $I(i,j-1)$ 중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 하며,
- 4) 적어도 픽셀 $I(i-1,j)$, $I(i+1,j)$, $I(i,j-1)$ 중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 한다.
- 5) 조건에 맞으면 픽셀을 제거한다.

– **2루프** : 처리대상인 검은 픽셀 $I(i,j)$ 에 대해서 다음과 같은 조건을 만족하면 지운다.

- 1) 픽셀 $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들의 connectivity가 1이고,
- 2) 픽셀 $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀이 적어도 2개에서 6개 사이에 있어야 하며,
- 3) 적어도 픽셀 $I(i-1,j)$, $I(i,j+1)$, $I(i+1,j)$ 중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 하며,

4) 적어도 픽셀 $I(i,j+1)$, $I(i+1,j)$, $I(i,j-1)$ 중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 한다.

5) 조건에 맞으면 픽셀을 제거한다.

위의 두 부분반복 부분을 계속하여 더 이상 지울 픽셀이 남아 있지 않을 때까지 계속 적용 시킨다.

Fig. 2.5.1은 원영상에 Zhang Suen 세선화 알고리즘을 적용한 예이다.

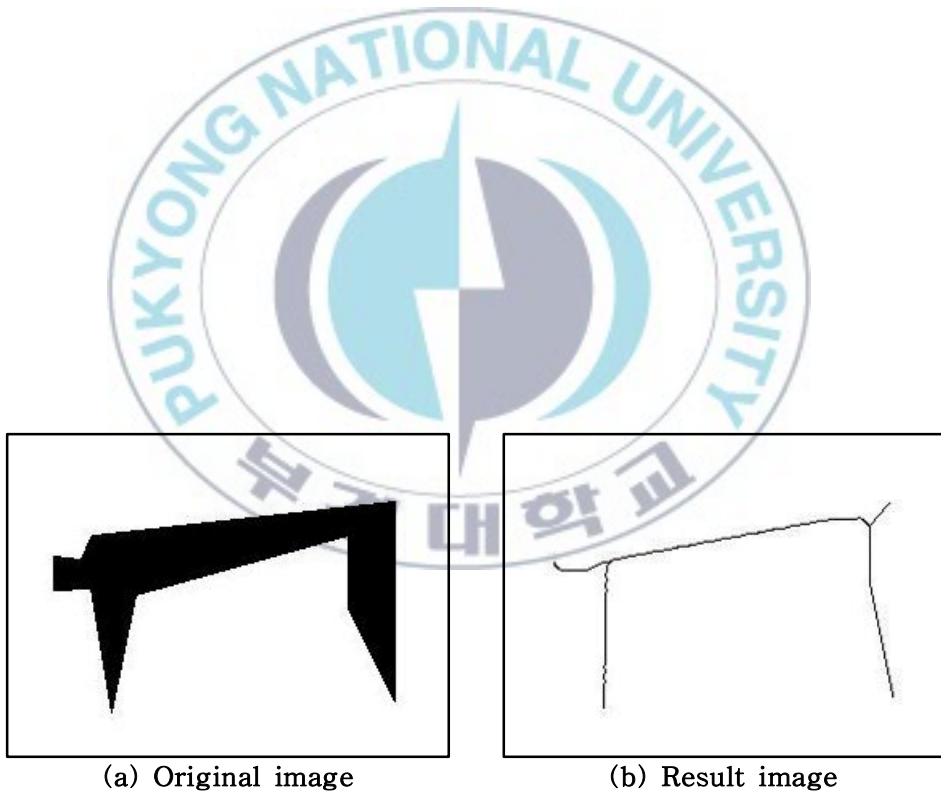


Fig. 2.5.1 An example of Zhang Suen thinning algorithm

3. 칼라 영상 클러스터링 알고리즘

3.1 RGB 칼라 영상 획득

RGB 칼라 영상 획득을 위한 항공 촬영에 사용된 무인항공헬기는 XCOPTER 330X-S 항공촬영헬기(AURORA 9)로써 그 상세제원은 Table 3.1.1과 같다. 영상 획득에 사용된 카메라는 올림푸스 SP-510UZ로써 그 상세제원은 Table 3.1.2와 같다. Fig. 3.1.1에 무인항공헬기의 사진을 나타내며, Fig. 3.1.2에 획득한 칼라 영상의 예를 나타낸다.



Table 3.1.1 Spec. of XCOPTER 330X-S

송수신기	Hitec AURORA 9 조종기 + Spectra 7채널 수신기
직경	330mm (shaft to shaft)
프레임	FRP XCOPTER frame structure (CNC 가공)
모터	1100KV BLDC Motor * 4개 포함
변속기	7A BLDC 변속기 * 4개 포함
자이로	GU-344 (XCOPTER 전용 3축 자이로)
프로펠러	4개 (8 in.)
배터리	미포함 (7.4V 2000mAh ~ 11.1V 2200mAh 권장)
무게	400g (배터리 미포함시)
짐벌	캠코더 장착용 기본 짐벌 포함 (엑스캡터 상단 고정용 / Payload Mount)

Table 3.1.2 Spec. of Olympus SP-510UZ

제조사	올림푸스
화소	710만 화소
광학줌	10배
디스플레이 크기	2.5인치
디지털줌	5배
CCD 방식	CCD
무게	325g
최대 동영상 크기	640 × 480
ISO 감도	4000
최대조리개	F2.8
접사거리	3cm
전원공급	AA배터리
동영상프레임	30프레임
연사	1.15매
메모리	xD, 내장



Fig. 3.1.1 The pilotless aircraft for image acquisition



Fig. 3.1.2 An example color image using pilotless aircraft

3.2 색상 모델 선정

획득한 칼라 영상에서 해양 쓰레기가 쌓이는 영역은 숲 영역과 모래 영역의 경계에서 양 쪽으로 일정한 거리를 가지는 부분(관심영역)이다. 사전 지식이 주어지지 않은 항공영상으로부터 숲 영역과 모래 영역을 구분하기 위해서 각각의 영역에 대하여 마하라노비스 거리를 적용한다. 이를 위하여 먼저 숲 영역과 모래 영역의 각각에 대한 색상 모델을 선정할 필요가 있다.

숲 영역과 모래 영역에 대한 각각의 색상 모델을 선정하기 위하여 숲 영역에 대해서 12개 기준 모델을 선정하였다. 또한 모래 영역에 대해서 12개 기준 모델을 선정하여 각각의 기준 모델에 대한 R, G, B 값들의 평균, 표준편차 및 공분산을 구하였다.

숲 영역에 대한 기준 모델의 수는 숲으로 선정한 영역에서도 비교적 어두운 부분과 밝은 부분 및 초지 부분으로 식별이 어려울 것을 예상하여 각 영역에 대해서 모델을 3개씩 선정하였다. 모래의 기준 모델의 수는 건조된 모래 영역과 반 건조된 모래 영역, 이 지역에 서식하고 있는 계에 의해 생긴 흙덩이 영역, 젖은 모래 영역에 대해서 모델을 각각 3개씩 선정하였다. 숲 영역과 모래 영역들은 후술(3.3절)하는 결정함수를 사용할 경우 모델 영역과는 별개의 영역으로 오식별할 가능성이 매우 크므로 각 영역들의 RGB 값을 혼합한 모델을 3개씩 선정하였다. 비교 모델로서 크게 하늘, 산, 숲, 모래의 4개 영역에 대해 각각 3개, 3개, 9개, 12개의 모델을 선정하였다. 하늘과 산의 비교 모델의 수보다 숲과 모래의 비교 모델의 수가 많은 것은 숲과 모래 영역들을 다시 세분화했기 때문이다.

Fig. 3.2.1에서 노란색 사각형으로 표시된 영역은 숲과 모래에 대한 기준 모델이다. 작은 노란색 사각형은 15×15 크기로 총 225 픽셀이다. 혼

합숲1로 표시된 영역은 71×43 크기로 총 3053 픽셀이고, 혼합숲2로 표시된 영역은 93×64 크기로 총 5952 픽셀이며, 혼합숲3으로 표시된 영역은 54×47 크기로 2538 픽셀이다. 혼합모래1로 표시된 영역은 146×23 크기로 총 3358 픽셀이며 혼합모래2로 표시된 영역은 121×123 크기로 총 14883 픽셀이며 혼합모래3으로 표시된 영역은 46×35 크기로 총 1610 픽셀이다. 빨간 사각형은 비교 모델을 나타내며 15×15 크기로 총 225 픽셀이다.



Fig. 3.2.1 Selection of color models for the forest and the sand region

3.3 색상 모델 결정함수

색상 모델 결정함수 $D(X)$ 는 Eq. 3.3.1과 같다. $D(X)$ 는 마하라노비스 거리를 구하는 식을 이용하여 정의된다.

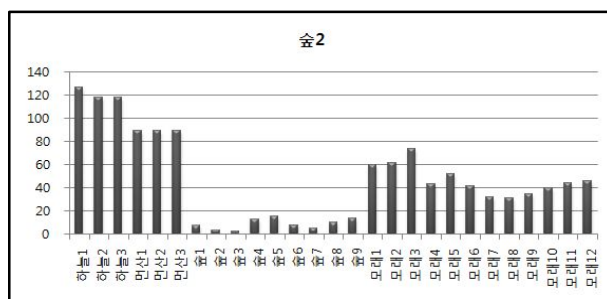
$$D(X) = \sqrt{[M - X]^T S^{-1} [M - X]} \quad (3.3.1)$$

$$M = \begin{bmatrix} \mu_R \\ \mu_G \\ \mu_B \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} f_R(x, y) \\ f_G(x, y) \\ f_B(x, y) \end{bmatrix}, S^{-1} = \begin{bmatrix} S_R^2 & S_{RG} & S_{RB} \\ S_{RG} & S_G^2 & S_{GB} \\ S_{RB} & S_{GB} & S_B^2 \end{bmatrix}^{-1}$$

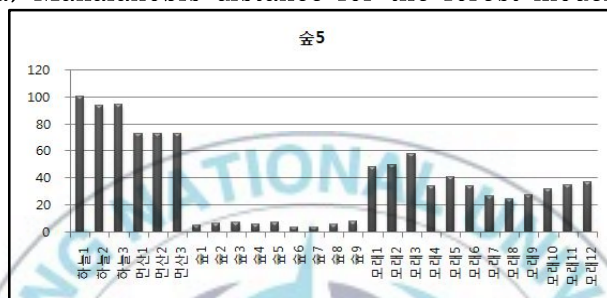
Eq. 3.3.1에서 M 은 기준 모델을 구성하는 R, G, B 각 요소의 평균을 의미하며, X 는 비교 모델을 구성하는 R, G, B 값을 나타내고 S^{-1} 는 기준 모델을 구성하는 R, G, B 각 요소에 대한 공분산 행렬의 역행렬이다.

Fig. 3.3.1에 숲의 기준 모델과 27개의 비교 모델과의 마하라노비스 거리를 계산한 결과의 일부를 나타내었다. 그래프의 가로축은 27개의 비교 모델을 나타내며 세로축은 기준 모델과 비교 모델과의 마하라노비스 거리를 나타낸다.

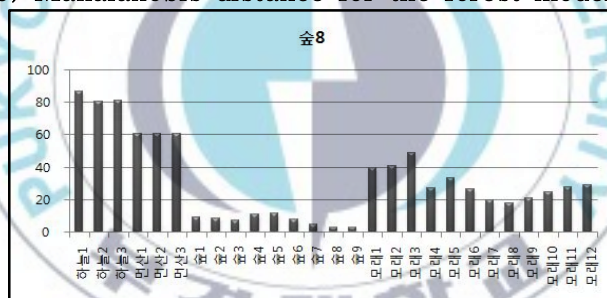
Fig. 3.3.2에 모래의 기준 모델에 대한 27개의 비교 모델과의 마하라노비스 거리를 계산한 결과의 일부를 나타내었다. 그래프의 가로축은 27개의 비교 모델을 나타내며 세로축은 기준 모델과 비교 모델과의 마하라노비스 거리를 나타낸다.



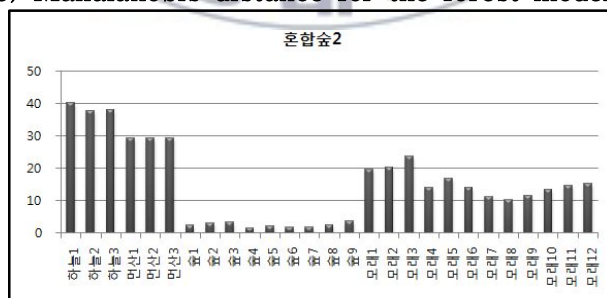
(a) Mahalanobis distance for the forest model 2



(b) Mahalanobis distance for the forest model 5

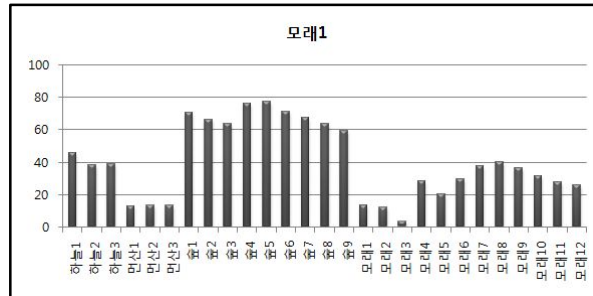


(c) Mahalanobis distance for the forest model 8

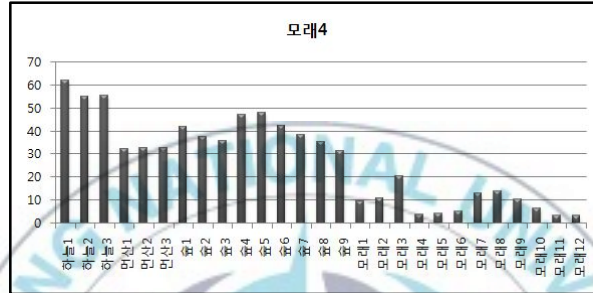


(d) Mahalanobis distance for the mixed forest model 2

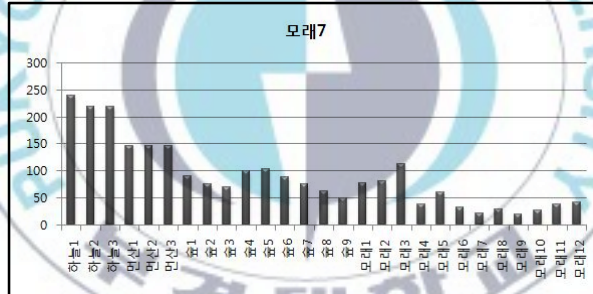
Fig. 3.3.1 Mahalanobis distance between the forest model and comparison models



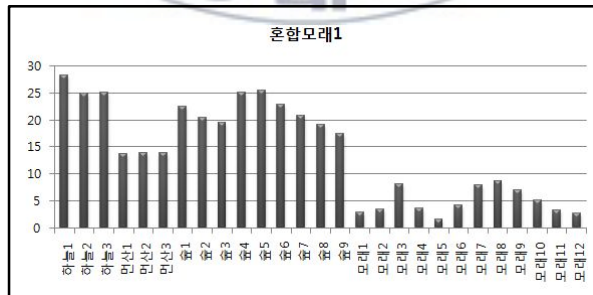
(a) Mahalanobis distance for the sand model 1



(b) Mahalanobis distance for the sand model 4



(c) Mahalanobis distance for the sand model 7



(d) Mahalanobis distance for the mixed sand model 1

Fig. 3.3.2 Mahalanobis distance between the sand model and comparison models

Fig. 3.3.1의 숲의 기준 모델과 비교 모델과의 마하라노비스 거리의 계산 결과에서, 숲 영역의 비교 모델은 마하라노비스 거리가 낮으며 그 외의 영역들은 마하라노비스 거리가 높은 것을 알 수 있다. 이와는 대조적으로 Fig. 3.3.2의 모래의 기준 모델과 비교 모델과의 마하라노비스 거리의 계산 결과에서, 모래 영역은 마하라노비스 거리가 낮으며 그 외의 영역들은 마하라노비스 거리가 높은 것을 알 수 있다. 이로부터, 마하라노비스 거리가 낮은 영역들은 기준 모델의 군집에 속한 영역들이라고 생각할 수 있으며 마하라노비스 거리가 높은 영역들은 기준 모델의 군집에 속하지 않는 영역들이라고 판단할 수 있다.

12개의 숲 기준 모델과 27개의 비교 모델과의 마하라노비스 거리의 계산 결과로부터 숲 영역과 다른 영역과의 마하라노비스 거리의 차이가 많이 나는 혼합숲2를 숲에 대한 색상 모델로 선정하였다. 12개의 모래 기준 모델과 27개의 비교 모델과의 마하라노비스 거리의 계산 결과로부터 모래 영역과 다른 영역과의 마하라노비스 거리의 차이가 많이 나는 혼합모래1을 모래에 대한 색상 모델로 선정하였다. 색상 모델의 선정에서 좁은 국소 영역을 색상 모델로 설정할 경우, Eq. 3.3.1의 공분산 행렬의 역행렬이 정확히 계산되지 않을 수 있기 때문에 적절한 크기의 색상 모델의 선정이 필요하다.

색상 모델로 선정한 혼합숲2와 혼합모래1은 이후로 M_F , M_S 로 각각 표기한다. M_F 와 M_S 의 RGB 평균과 분산 및 표준편차 값을 Fig. 3.3.3 및 Fig. 3.3.4에 각각 나타내었다.

픽셀 값 출력

픽셀 위치정보

X 좌표: 221 X 좌표: 314

Y 좌표: 340 Y 좌표: 404

컬러 색상정보

R값 평균: 75.652553 R값 분산: 178.39742 R값 표준편차: 13.356549

G값 평균: 85.223622 G값 분산: 115.33322 G값 표준편차: 10.739330

B값 평균: 67.907426 B값 분산: 49.155240 B값 표준편차: 7.0110798

픽셀 수: 5952

OK

Fig. 3.3.3 Average, variance and standard deviation of M_F

픽셀 값 출력

픽셀 위치정보

X 좌표: 254 X 좌표: 400

Y 좌표: 457 Y 좌표: 480

컬러 색상정보

R값 평균: 140.24359 R값 분산: 38.162816 R값 표준편차: 6.1776060

G값 평균: 133.45979 G값 분산: 46.737960 G값 표준편차: 6.8365167

B값 평균: 117.31596 B값 분산: 62.021966 B값 표준편차: 7.8754026

픽셀 수: 3358

OK

Fig. 3.3.4 Average, variance and standard deviation of M_S

3.4 마하라노비스 거리 계산

Fig. 3.1.2의 영상 전체에 대해서 M_F 에 대한 마하라노비스 거리를 계산하였으며 M_F 에 대한 마하라노비스 거리의 최대값은 23.7이며 최소값은 0.1로 계산되었다. Fig. 3.1.2의 영상 전체에 대해서 M_S 에 대한 마하라노비스 거리를 계산하였으며 M_S 에 대한 마하라노비스 거리의 최대값은 20.3이며 최소값은 0.1로 계산되었다.

M_F 과 M_S 에 대한 각각의 마하라노비스 거리값은 Gray 스케일 영상의 범위인 0 ~ 255 범위에서 비교하면 약 1/10 ~ 1/12 정도의 낮은 값이기 때문에 계산값으로 영상을 출력하게 되면 전체적으로 어두운 영상이 된다. 그리고 Gray 영상의 픽셀값은 0 ~ 255의 정수이기 때문에 계산된 마하라노비스 거리값을 정수로 변환 시 상당한 오차가 발생할 수 있다. 따라서 계산된 마하라노비스 거리값을 Gray 영상의 최소값과 최대값인 0 ~ 255 범위로 확장하여 정수로 변환할 때의 오차가 최소화되도록 하였다(Eq. 3.4.1).

$$x = \frac{(\max - \min)}{(x_0 - \min)} \times 255 \quad (3.4.1)$$

여기에서 x_0 는 마하라노비스 거리값이며 $\min$ 은 마하라노비스 거리의 최소값, $\max$ 는 마하라노비스 거리의 최대값이다.

Fig. 3.4.1에 Fig. 3.1.2의 영상을 M_F 에 대한 마하라노비스 거리의 결과영상을 Gray 스케일로 나타내었다. 또한, Fig. 3.4.2에 Fig. 3.1.2의 영상을 M_S 에 대한 마하라노비스 거리의 결과영상을 Gray 스케일로 나타내었다. Fig. 3.4.1 및 Fig. 3.4.2의 결과로부터 각각 숲 영역과 모래 영역이 비교적 어둡게 나타났으며, 이는 색상 모델의 선정 및 마하라노비스 거리의 계산이 정확히 실행되고 있음을 나타낸다.



Fig. 3.4.1 Result of mahalanobis distance for M_F

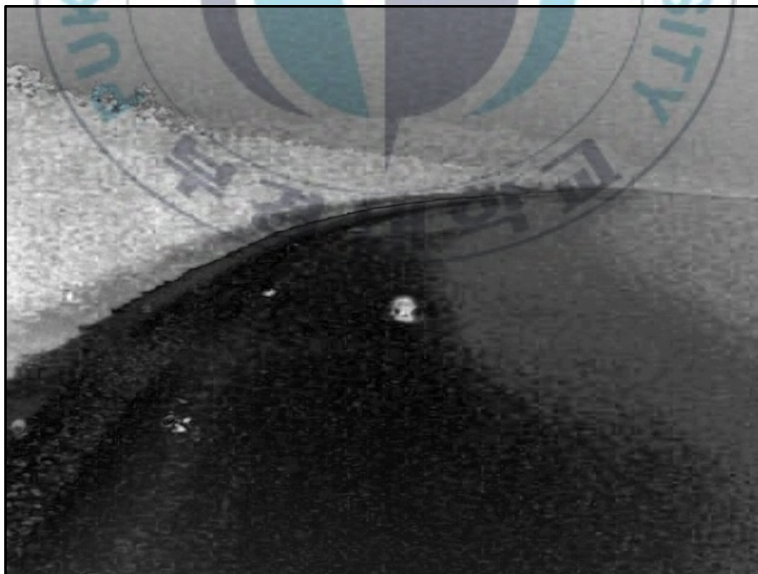
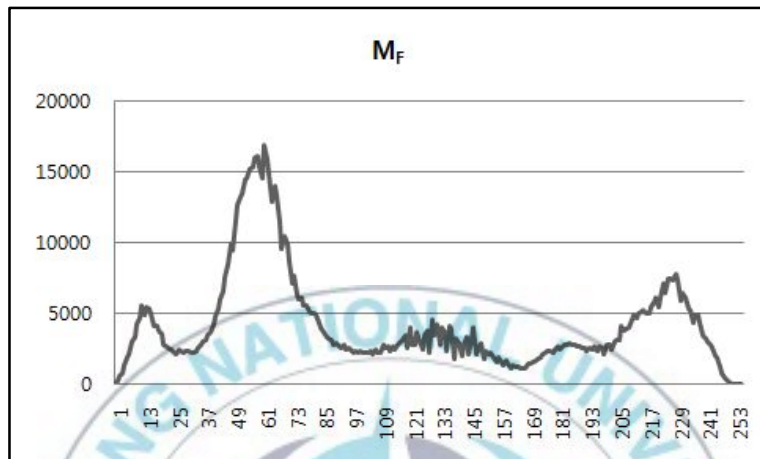


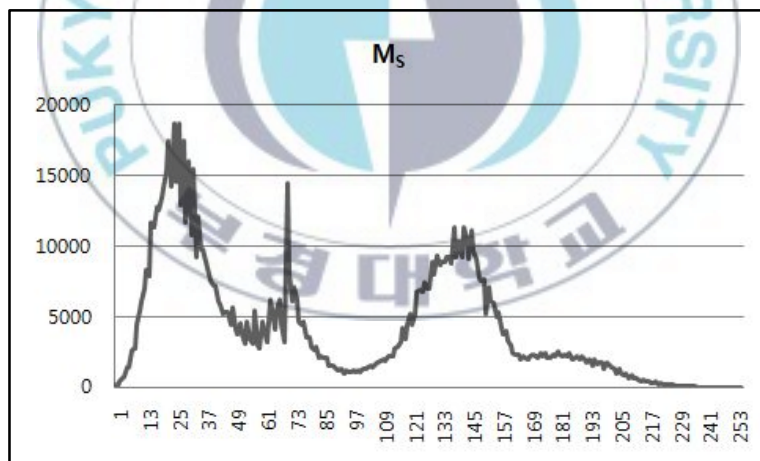
Fig. 3.4.2 Result of mahalanobis distance for M_S

3.5 오츠 알고리즘을 이용한 이진화

Fig. 3.5.1(a) 및 Fig. 3.5.1(b)에 Fig. 3.4.1과 Fig. 3.4.2의 영상에 대한 히스토그램을 각각 나타내었다. 그래프의 가로축은 Gray 스케일이며 세로축은 Gray 픽셀값의 누적치이다. 처리 영상에 대해서 숲 영역과 모래 영역으로 분할하기 위한 임계값을 찾기 위하여 각각의 영상에 대하여 오츠 이진화 알고리즘을 적용하였다. Fig. 3.5.1(b)의 경우 히스토그램의 형상이 쌍봉우리로 나타나 오츠 알고리즘을 적용한 결과 이진화가 잘 이루어져서 모래와 그 외의 영역을 분할할 수 있었지만, Fig. 3.5.1(a)의 경우 히스토그램의 형상이 세봉우리로 나타나 오츠 알고리즘을 적용한 결과 이진화가 잘 이루어지지 않아 숲과 그 외의 영역의 분할에 어려움이 있었다. Fig. 3.5.1(a)의 가로축에서 200 이상의 값들은 하늘과 바다 및 산 영역이다. 하늘과 바다 및 산 영역은 관심대상에서 제외되는 영역이다. 실험에 사용된 영상들은 많은 불필요한 영역도 촬영되었으므로 원활한 처리를 위하여 원영상에서 하늘과 바다 및 산 영역을 제외한 숲과 모래 영역을 640×480 화소의 크기로 잘라내어 이후의 처리에서의 입력영상으로 사용하였다(Fig. 3.5.2 참조).



(a) Histogram of Fig. 3.4.1 image



(b) Histogram of Fig. 3.4.2 image

Fig. 3.5.1 Histogram for binarization processing



Fig. 3.5.2 Input image (640×480)

Fig. 3.5.3(a) 및 Fig. 3.5.3(b)에 Fig. 3.5.2의 입력영상에 대해 M_F 및 M_S 에 대한 마하라노비스 거리의 결과영상을 Gray 스케일로 각각 나타내었다. 또한, 각각에 대하여 오츠 알고리즘을 적용한 결과를 Fig. 3.5.4(a) 및 Fig. 3.5.4(b)에 각각 나타내었다.

Fig. 3.5.4(a) 및 Fig. 3.5.4(b)의 두 영상에서는 해양 쓰레기에 의한 잡음이나 미세 영역 등이 나타나므로 Fig. 3.5.4(a) 및 Fig. 3.5.4(b)의 두 영상에 대해 각각 침식 연산과 팽창 연산을 실시하였으며, 그 결과를 Fig. 3.5.5(a) 및 Fig. 3.5.5(b)에 각각 나타내었다.

Fig. 3.5.5(a)와 Fig. 3.5.5(b)의 두 장의 결과영상에서 검은색으로 서로 겹치는 영역은 숲과 모래의 경계부분을 의미한다. Fig. 3.5.5(a)와 Fig. 3.5.5(b) 영상에 대해 AND 연산을 실시하여 합이 0이 되는 영역(검은 부분)을 Fig. 3.5.6에 나타내었다. Fig. 3.5.6의 영상으로부터 Fig. 3.5.2의 실험영상에서 나타난 숲과 모래의 경계부분의 추출이 성공리에 수행되었음을 알 수 있다.



(a) Result of mahalanobis distance for M_F



(b) Result of mahalanobis distance for M_S

Fig. 3.5.3 Results of mahalanobis distance



(a) Result of Otsu binarization algorithm



(b) Result of Otsu binarization algorithm

Fig. 3.5.4 Results of Otsu binarization algorithm



(a) Result of erosion and dilation operation



(a) Result of erosion and dilation operation

Fig. 3.5.5 Results of erosion and dilation operation

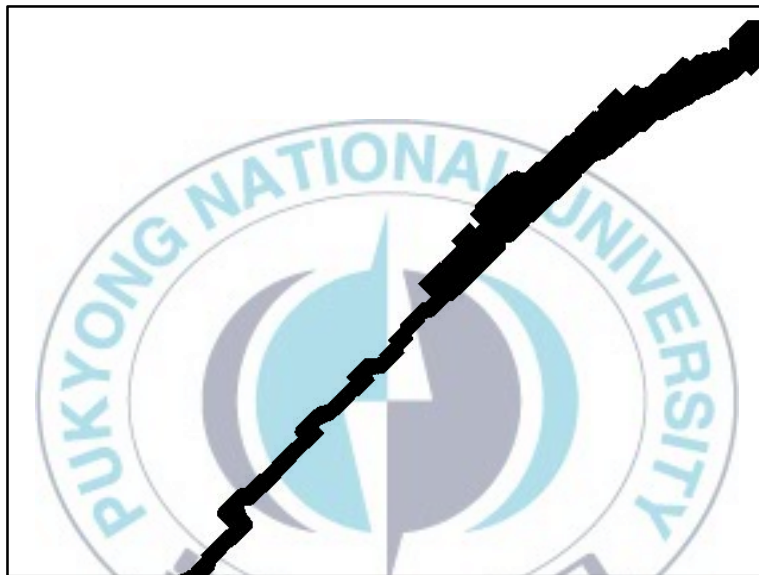


Fig. 3.5.6 Result of AND operation

3.6 세션화 및 관심영역 검출

Fig. 3.5.6 영상에 포함된 숲과 모래의 경계를 추출하고 이로부터 관심영역을 검출하기 위하여 Zhang Suen 세션화 알고리즘을 적용하였다. 그 결과를 Fig. 3.5.2의 입력영상과 중첩하여 추출된 숲과 모래의 경계선 부분을 노란색으로 Fig. 3.6.1에 나타내었다. 카메라의 시점과는 먼 쪽에서 실제의 숲과 모래의 경계와 일부 차이가 있으나 비교적 정확히 추출되었음을 확인할 수 있다.

숲 영역과 모래 영역의 경계선을 기준으로 숲 영역 쪽으로 약 10 m, 모래 영역 쪽으로 약 20 m의 범위에 해양 쓰레기가 발생하므로, 그 이외의 숲 영역과 모래 영역은 관심영역에서 제외한다. 따라서 Fig. 3.6.1에서 구한 경계선을 기준으로 해양 쓰레기가 쌓이는 영역인 관심영역만을 분리하여 Fig. 3.6.2에 나타내었다.



Fig. 3.6.1 Result of Zhang Suen thinning algorithm



Fig. 3.6.2 Detected object region

3.7 관심영역의 검출 결과 및 고찰

이상에서 기술한 본 연구에서 개발한 알고리즘을 적용하여 일련의 입력 영상(Fig. 3.7.1)에 대한 처리를 실시하고, 그 결과를 Fig. 3.7.2에 나타내었다. 목적으로 하는 관심영역에 대한 검출이 성공리에 수행되었음을 확인 할 수 있다.

한편, 본 논문에서 선정한 숲에 대한 색상 모델은 2010년 6월을 기준으로 선정된 것이다. 이 색상 모델은 계절에 따라 바뀔 수밖에 없다. Fig. 3.7.3은 2010년 12월에 촬영된 영상의 일부이다. 6월의 상황과 비교하였을 때, 숲 영역으로 선정한 구역들의 색상들이 변한 것을 확인할 수 있다. 게다가 6월에서는 해양 쓰레기가 숲과 모래 영역에 분포하였지만, 12월에서는 해양 쓰레기의 대부분이 숲 영역에만 분포하고 있다. 숲 영역에 많은 쓰레기가 분포되어있으므로 숲 영역에 대한 색상 모델을 선정하여 숲 부분만을 어둡게 하여 해양 쓰레기를 강조하였다(Fig. 3.7.4). 선정한 색상 모델을 이용한 결과, 숲 영역에서 해양 쓰레기와 숲과의 유사성 차이를 이용하여 해양 쓰레기의 검출 가능성을 확인하였다.

계절 변화에 따른 색상 모델 선정과 해양 쓰레기 검출을 위한 다음 단계인 관심영역에서의 해양 쓰레기 검출은 금후의 과제로 남아있으나, 본 논문에서 개발한 칼라 영상 클러스터링 기법을 보완·확장하는 것으로 남아있는 과제의 해결도 가능하다고 생각된다.

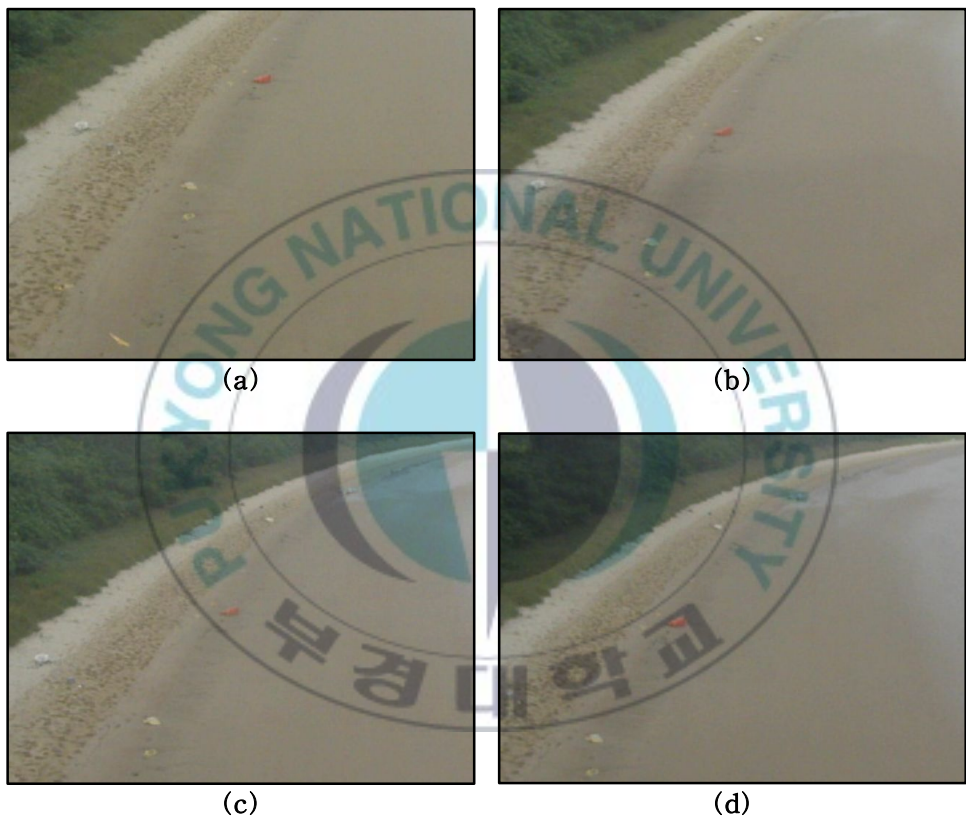


Fig. 3.7.1 Input images

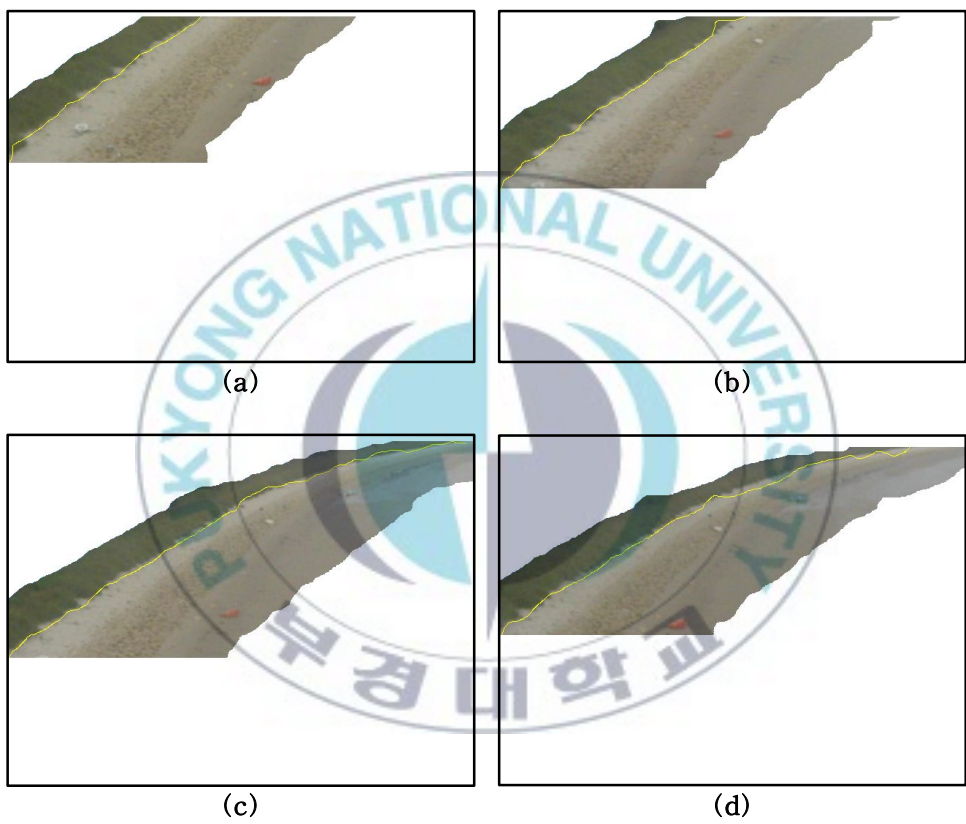


Fig. 3.7.2 Result images



Fig. 3.7.3 An image of monitoring region in December 2010Yr.



Fig. 3.7.4 Result image for Fig. 3.7.3

4. 결 론

해양 쓰레기 모니터링 시스템 구축을 위한 칼라 영상 클러스터링 기법을 개발하고, 전라남도 신안군 임자도 대광해수욕장의 영상 실험을 통하여 다음과 같은 결과를 얻었다.

1) 칼라 영상에서 적절한 색상 모델을 선정하고 마하라노비스 거리를 이용함으로써 해양 쓰레기 발생영역에 대한 클러스터링이 가능하였다.

2) 두 가지 색상 모델을 선정하여 숲 영역과 모래 영역을 검출하였고, 각각의 정보에 포함된 공통의 정보를 이용하여 해양 쓰레기 발생영역을 검출하였다.

3) 본 연구에서 개발된 칼라 영상 클러스터링 기법을 모니터링 구역에 대한 실제 영상 실험을 통하여 그 적용 가능성이 확인되었다.

5. 참고문헌

- [1] Korea Maritime Institute., 2004. “Study of policy direction on marine debris move between countries” , pp.161-179.
- [2] 남정호, “해양 쓰레기의 국가 간 이동에 대한 정책방향 연구” , 한국해양수산개발원, pp. 1-4, 2004.
- [3] Jang, S.O., “Study on the coastal geology of west coast and the terrestrial wetlands” , West Coast, pp.161-162, 188, 2003.
- [4] M. Yu, Y. D. Kim, “A approach to Korean license plate recognition based on vertical edge matching” , IEEE Systems, Man, and Cybernetics, International Conference on, Vol. 4, pp.2975-2980, 2000.
- [5] C. V. Jawahar, P. K. Biswas, and A. K. Ray, “Analysis of fuzzy thresholding schemes” , Pattern Recognition Vol. 33, pp. 1339-1349, 2000.
- [6] 남혜영, 김보람, 김옥현, “Cylindrical metric을 사용한 블록기반 컬러 영상 분할” , 전자공학회지, 제 42권, SP 제 3호, pp. 285-292, 2005.
- [7] 하영호, “디지털 영상처리” , 도서출판 그린, pp. 301-302, 2004.
- [8] YuinWu, “The Mahalanobis-Taguchi System” , McGraw-Hill, 2000.
- [9] N. Otsu, “A threshold selection method from gray-level histogram”, IEEE Trans, on System Man Cybernetic, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [10] 강동중, 하중은, “Visual C++을 이용한 디지털 영상처리” , 사이텍미디어, pp. 218-220, 2003.
- [11] 권준식, “수리형태학을 이용한 2차원 물체인식 및 영상해석에 관한 연구” , 중앙대학교 박사학위논문, 1995.
- [12] 이성환, “영상 골격화 알고리즘의 성능평가” , 한국정보과학회 논문집, 제 18권 제6호, 661-671쪽, 1991.

- [13] S. Suzuki and K. Abe, "Sequential thinning of binary pictures using distance transformation", Proc. 8th Int. Conf. on Pattern Recognition, Paris, France, pp. 289–292, 1986.
- [14] Y. T. Zhang and C. Suen, "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns", Comm. ACM, vol. 27, no.3, pp. 236–239, 1984.
- [15] S. S. O. Choy, C. S. T. Choy, and W. C. Siu, "Note new single-pass algorithm for parallel thinning", Computer Vision and Image Understanding, vol. 62, no. 1, pp. 69–77, Jul. 1995.



감사의 글

2년이라는 짧다면 짧고 길다는 긴 시간동안 참으로 많은 것을 배우게 되었습니다. 부족한 저에게 많은 격려와 사랑 그리고 가르침을 주신 많은 분들에게 이 글을 빌어 감사의 말씀을 드리고 싶습니다.

지도교수 서원찬 교수님께 가장 먼저 감사의 말을 전하고 싶습니다. 대학원 생활에 대한 많은 격려와 충고를 해주시고 여러 가지 일에 대한 다양한 접근법 및 해결방안에 대해 말씀해주셨으며, 앞으로의 사회생활에 대한 조언들 전부 잊지 않고 가슴에 새기겠습니다. 교수님의 따뜻한 관심 덕분에 무사히 석사과정을 마칠 수 있었던 것 같습니다.

그리고 대학 생활, 대학원 생활 동안 저에게 많은 가르침과 관심을 베풀어주신 김우열 교수님, 박홍일 교수님, 김성규 교수님, 조상명 교수님, 이병우 교수님, 방국수 교수님, 이길근 교수님께 감사드립니다. 그 동안 받은 많은 가르침을 잘 소화해서 부경대학교 소재 프로세스공학과에 이름에 어울리는 사람이 되겠습니다.

대학 생활부터 대학원 생활까지 오랜 시간을 같이 보낸 태훈이 형, 성현이에게 고마움을 느끼며, 같은 층에서 사이좋게 지낸 성익이, 규호, 두훈이에게도 고마움을 느낍니다.

마지막으로, 공부는 할 수 있을 때 해야 한다며 저에게 대학원 진학까지 허락해주시고 지원해주신 아버지, 어머니께 이 논문을 받칩니다.