



공학석사 학위논문

KOMPSAT-3 영상 기반 머신러닝 기법을 활용한 해안선 추출 및 변화 모니터링 시스템 개발에 관한 연구

ME AND OCEAN

A Study on the Development of Coastline Extraction and Monitoring System Using KOMPSAT-3 Imagery Based on Machine Learning



2018년 2월

한국해양대학교 해사산업대학원

해양에너지자원공학과 구 본 엽

공학석사 학위논문

KOMPSAT-3 영상 기반 머신러닝 기법을 활용한 해안선 추출 및 변화 모니터링 시스템 개발에 관한 연구

ME AND OCEAN

A Study on the Development of Coastline Extraction and Monitoring System Using KOMPSAT-3 Imagery Based on Machine Learning



2018년 2월

한국해양대학교 해사산업대학원

해양에너지자원공학과

구 본 엽



본 논문을 구본엽의 공학석사 학위논문으로 인준함.





한국해양대학교 해사산업대학원

Collection @ kmou

List of Tables	iv
List of Figures	v
Abstract ·····	ix

1. 서	론 …	•••••	•••••				•••••	•••••	1
1.1	연구배	경 및	목적 …					•••••	1
1.2	연구내	용 및	방법				8	•••••	3
2. 해	안선 변	화 모	니터링을	을 위한	위성정」	친 활용	및 객체추	출 방역	궙5
2.1	해안선	변화	모니터	링 관측	을 위한	국내외	위성정보	활용	현황 5
2.2	고해상	도영	상 기반	해안선	매핑 기	기법 개빌	에 관한 =	국내외	연구
	동양…	•••••	•••••		QEV	-1	•••••	•••••	

Collection @ kmou

3.1.5	머신러닝(기계학습) 기법(Machi	ne Learning	g Technique) ····· 27
3.1.6	모폴로지	필터링(Morphological	Fitlering)	

3.2	위성영상을 활용한 해안선 추출 및 변화 모니터링 시스템 구축	34
	3.2.1 위성영상을 활용한 해안선 추출 알고리즘 설계	34
	3.2.2 해안선 자동 추출 알고리즘 개발	37
	3.2.3 해안선 매핑 프로토타입 개발	41
	3.2.4 해안선 매핑 및 변화 모니터링 시스템 개발	46

4. 해안선 추출 및 변화 모니터링 시스템을 활용한 해안선 변화

분석 및 정확도 검증	56
4.1 정확도 검증을 위한 적용 지역 선정	56
4.2 추출결과의 정확도 검증	57
5. 결론 ·····	60
감사의 글	62
off of th	-
References	64



List of Tables

 Table 1 Comparison of shoreline extraction result accuracy
 58





List of Figures

Fig. 1 Plural segments (left) created by applying mean-shift segmentation to satellite images (right) (Di et al., 2003)7 Fig. 2 Manually modified/edited outer boundary of the segment, resulting in Fig. 3 Outcome (right) of the application of the aerial photo (left) and Mean-Shift Segmentation (Liu, et al. 2009)9 Fig. 4 Edges extracted using the edge extraction technique (Liu et al., Fig. 5 Process of determining the shoreline height based on LiDAR DSM using the slope-based method (Choung, 2009; Liu et al., 2009)10 Fig. 6 Test-bed coastal area of Erie Lake in the U.S. in this study11 Fig. 7 3D shoreline based on satellite images and aerial LiDAR data obtained using the mean-shift segmentation technology (Lee, 2012)12 Fig. 8 3D shoreline based on satellite images and aerial LiDAR data obtained using the mean-shift segmentation technology (Choung et al., Fig. 9 NDWI images produced using the Green/NIR band (Jeong Yun-jae, Fig. 10 NDVI images (right) produced using the multiple spectral bands of Arirang (KOMPSAT-2) satellite images (left) (Jeong Yun-jae, 2015a)19 Fig. 11 Edge group (right) extracted from a high-resolution image (left) Fig. 12 Shoreline data extracted from NDWI images using the binarization technique (Jeong Yun-jae, 2015b(bottom); Choung and Jo, 2015(top))25 Fig. 13 Analysis of land use situation by applying the machine learning Fig. 14 Process of extracting precise shoreline data by applying morphology filtering to binarized images produced using high-resolution satellite images Fig. 15 Shoreline data extraction algorithm design plan using satellite Fig. 19 Outline of development of algorithms for extracting shoreline data by combining diverse techniques 40 Fig. 20 Execution screen of the proposed shoreline mapping prototype 41 Fig. 21 Process of inputting the Arirang satellite image band in the shoreline mapping prototype ------42 Fig. 22 Arirang satellite images inputted in the shoreline mapping prototype 10.45 42 Fig. 23 Binarized image produced from the shoreline mapping prototype Fig. 24 Borderline detected in the shoreline mapping prototype based on the produced binarized images ------43 Fig. 25 Raster-format shoreline data extracted from the shoreline mapping Fig. 26 Vector-format shoreline data finally extracted using the shoreline Fig. 27 Outline of the shoreline automatic mapping and change monitoring system ------ 46 Fig. 28 Process of loading Arirang satellite images from the Korean Peninsula coastal-environment precise management integrated system 47

Collection @ kmou

Fig. 30 Precess of expanding and reducing the test-bed area through the Fig. 31 Process of applying the ANN technique to Arirang satellite images Fig. 32 Water-land cluster created by applying the ANN technique to Arirang satellite images -------49 Fig. 33 Process of producing vector-format shoreline data using the Fig. 34 Process of loading the produced vector-format shoreline shape files Fig. 35 Outcome of the vector-format shoreline shape files loaded onto the Fig. 36 Vector-format shoreline shape file obtained using QGIS software .51 Fig. 37 Two shoreline data extracted from multiple-time Arirang satellite Fig. 38 SHP comparison window loaded from the integrated system to Fig. 39 Process of inputting the two shoreline data extracted from multiple-time Arirang satellite images using the SHP comparison window \cdot 53 Fig. 40 Three screens created by inputting the two shoreline data extracted from multiple-time Arirang satellite images using the SHP Fig. 41 Outcome of the average travel distance of the two shoreline data automatically calculated using the shoreline change monitoring function ... 54 Fig. 42 Result of the application of the shoreline extraction algorithm to

Fig.	43	Process	of	verifying	the a	ccuracy	of	the	shorel	ine	extraction	output
•••••	•••••			••••••		•••••	•••••	•••••	•••••	•••••	••••••	
Fig.	44	Compari	son	of ANN-	based	shorelir	le	extra	action	accı	uracy	58





A Study on the Development of Coastline Extraction and Monitoring System Using KOMPSAT-3 Imagery Based on Machine Learning

Gu, Bon Yup

Department of Ocean Energy and Resources Engineering Graduate School of Maritime Industry of Korea Maritime and Ocean University

Abstract

This paper describes the development of a shoreline extraction and change monitoring system aimed at providing coastal-environment information using high-resolution KOMPSAT series satellite images.

For the satellite-image-based shoreline automatic extraction, the machine-learning-based object extraction algorithm was developed, and to utilize the developed algorithm for services, the OpenCV-based monitoring system was developed. In addition, to verify the accuracy of the extracted shoreline information, the reliability of the developed algorithm was verified by comparing the proposed system with the existing diverse image object extraction methods and manually digitized results. First, to develop the high-resolution-image-based shoreline automatic extraction algorithm, the artificial-neural-network-(ANN)-based machine learning technique was



used. For the application of this technique, training sample data extracted in advance from KOMPSAT images were created, and the clustering technology was applied to the data. The water and land were divided into binary categories to extract vector-format shorelines. Thus, data with more precise accuracy compared to the existing NDVI-based shoreline data extraction technique can be extracted, and the final vector-format data were calculated, making it possible to maximize their use as quantitative data. That is, the final output was calculated in terms of the type of standardized data in the geographical information category, thus securing the diverse uses of the analysis results. In addition, to develop a monitoring system for its effective utilization, instead of using the existing commercial software, an OpenCV-based system was implemented for extracting, comparing, and analyzing shoreline data. As a result, the system can be used in diverse platform environments, and in particular, the multiple-time image-based data comparison and analysis function makes it possible to conduct quantitative analysis and to monitor shoreline change trends. Thus, the system is believed to be usable as an effective tool for analyzing coastal- environment changes. Coastal-environment changes occur more slowly and are wider in scope compared to land environment and weather changes, making it difficult to define their occurrence time as well as to quantify the coastal damage, if any. The main purpose of analyzing the satellite-image-based global observation information is to monitor the change trends from the macro perspective. Given this purpose, the proposed shoreline data extraction algorithm and the monitoring system using such algorithm are deemed to be suitable as tools for analyzing the coastal-environment change data.

KEY WORDS: Machine Learning, KOMPSAT-3 Imagery, Monitoring System, Coastline Extraction



제1장서론

1.1 연구배경 및 목적

우리나라는 기후변화에 따른 태풍의 증가와 게릴라성 집중호우, 무분별한 해 안개발에 따른 모래 채취와 방파제 및 레저시설 건설로 해안 침식이 가속화되 어 해안선의 변화가 급격하여 연안정책의 주요 문제로 제기되고 있다. 여름철 해수욕장의 모래가 부족하여 모래를 구입하여 해변에 도포하는 작업을 하는 곳 이 점차 늘어나고 있어 해안선의 변화가 직·간접적으로 진행되고 있다.

기후변화에 의한 침식은 지구온난화에 따른 수온상승으로 태풍의 세력이 강 화되고 발생빈도 증가 및 고 파랑이 발생하여 침식을 일으키고 있다. 인공구조 물에 의한 침식은 해안의 돌출 구조물(부두, 방파제, 해안도로, 직립호안 등) 설 치에 따른 파랑 및 해수 흐름의 변동과 표사차단 등에 의한 해안 유실로 침식 이 발생하고 있다. 연안침식은 자연현상과 함께 인공구조물의 무분별한 설치 등 연안 난개발로 인한 침식원인이 혼재하며, 원인이 지역별로 상이하여 획일 적인 원인규명과 대응이 곤란한 특성이 있어 국내외적으로 다양한 견해가 제기 되고 있다. 또한 IPCC의 2007년 조사 결과에서는 우리나라의 해수면 상승이 2.5mm/yr로 전 세계 평균 1.8mm/yr을 상회하며, 자연해안의 감소 및 인공해안 의 증가에 따른 해안 침식·퇴적 등으로 해안선의 변화가 더욱 심해지고 있다.

해안선(shorelines)은 해안지역(coastal zones)에서 육지와 물이 맞닿아 있는 경 계선을 의미한다(Lee 2012; Li et al., 2003; Shalowitz, 1964). 일반적으로 해안지 역은 태풍, 해일 등과 같은 자연적인 이유와 간척지 및 방파제 건설 등과 같은 인공적인 이유로 인하여 지표면의 지속적인 변화가 심하다는 특징을 가지고 있 다(Wie and Jeong, 2006). 따라서 해안선 정밀 매핑 작업은 해안지역의 정밀 묘 사, 연안침식의 모니터링을 위해서 매우 중요하다(Liu et al., 2009). 해안지역은 지표면이 불균일하고 변동이 심하다는 특징 때문에 지형측량 등 전통적인 지반



- 1 -

조사 방법을 이용할 경우, 정확한 자료의 획득이 어려울 뿐만 아니라 대상지역 의 접근에도 많은 제약이 있다(Lee and Kim, 2007).

우리나라는 연안관리법에 의해 만조수위선을 해안선으로 정의하고 있으며 국 립해양조사원에서 고정밀 GPS 측량, 항공 LiDAR 등을 통해 해안선 DB를 구축 하여 2002~2013년도의 정보를 수치지도 형태로 제공하고 있다. 또한 해안선 추 출에 관한 연구에서는 고정밀 GPS측량, 항공사진, 항공 LiDAR, SAR위성영상, 다중분광영상 등을 활용한 연구가 진행되었으나 좁은 지역에 관한 단편적인 연 구로 지속적인 해안선 모니터링 시스템으로 발전하지 못했다.

GPS 측량, 항공사진, 항공 LiDAR의 경우 인적, 경제적 비용의 과다로 좁은 지역에 대해서는 높은 정확도를 확보할 수 있으나, 넓은 지역에서는 부적합한 실정이다. SAR 영상의 경우 광학영상보다 물에 대한 민감성이 높아 추후 KOMPSAT-5 영상이 상용화 될 경우 활용가능성이 높다. 하지만 현재 경제적인 측면이나 영상 수급 등을 고려 할 때 광학 및 다중분광 영상을 활용하는 것이 가장 효율적이다. 이에 따라 광학 및 다중분광 위성영상을 활용한 해안선 추출 알고리즘의 개발이 필요하다.

따라서 본 연구에서는 아리랑 위성영상으로부터 해안선을 추출하는 자동화 알고리즘을 설계하며, 이를 기반으로 연안침식 현상을 모니터링 할 수 있는 알 고리즘을 설계하고, 최종적으로 아리랑 위성영상 기반 해안선 매핑 및 해안선 변화 모니터링 시스템을 구축하였다. 본 연구를 통해 개발된 해안선 매핑 및 해안선 변화 모니터링 시스템을 통해, 현장 답사를 통한 지형 측량 방법을 이 용하지 않고, 넓은 해안지역에 존재하는 해안선의 위치 정보를 높은 정확도로 획득할 수 있을 뿐만 아니라, 해안선 변화를 탐지함으로써 우리나라 해안지역 의 연안침식 진행 현황에 관한 정보를 획득할 수 있다.



1.2 연구내용 및 방법

해안지역은 지표면이 불균일하고 변동이 심하다는 특징 때문에 지형측량 등 전통적인 지반조사 방법을 이용할 경우, 정확한 자료의 획득이 어려울 뿐만 아 니라 대상지역의 접근에도 많은 제약이 있다. 고해상도 위성영상, 항공 LiDAR 자료 등 공간정보자료는 지형의 변화가 심하고 면적이 넓은 해안지역을 전통적 인 지반조사 방법을 이용하지 않고서 해안지역의 분광 및 지형 정보를 획득 할 수 있다는 장점으로 인해, 해안선 매핑 작업에 유용하게 활용될 수 있다. 따라 서 최근 항공 LiDAR 자료, 위성영상, 항공사진, 드론영상 등 다양한 공간정보 자료를 이용한 해안선 매핑 기술 개발에 관한 연구가 국내외에서 활발히 진행 되고 있다.

Di et al. (2003)은 Mean-Shift Segmentation 기술을 IKONOS, Quickbird 등 고 해상도 위성영상에 적용하여 위성영상으로부터 정밀 해안선을 추출하는 기술을 개발하였다. Kim et al.(2005)은 Corona 위성영상을 이용한 동해안 해안선 변화 탐지에 관한 연구를 하였다. Wie and Jeong(2006)은 항공 LiDAR 자료를 이용하 여 해안선을 추출할 수 있는 알고리즘 개발에 관한 연구를 수행하였다. Lee and Kim(2007)은 RTK-GPS와 고해상도 항공사진을 이용하여 해안선 이동 및 변 화량 분석에 관한 연구를 하였다. Lee(2012)는 위성영상과 항공 LiDAR 점군 자 료 융합기술을 이용하여 점군 기반 3차원 해안선을 매핑할 수 있는 기술을 개 발하였다. Liu et al.(2009)와 Choung et al.(2013)은 항공 LiDAR 자료와 고해상 도 항공사진을 이용하여 미국 Lake Erie 지역에 위치한 3차원 해안선 매핑 기 술을 개발하였다. Choung and Yun (2014)는 고해상도 항공사진을 이용하여 인 공해안선 및 자연해안선을 구분하는 기술을 개발하였다. Choung (2015)은 항공 LiDAR 자료 및 KOMPSAT-2 영상을 이용하여 울진지역에 위치한 3차원 해안선 을 탐지하는 기술을 개발하였다. Choung and Jo(2015)는 Landsat 위성영상을 이 용한 해안선 매핑 기술을 개발하고 다중시기 Landsat 위성영상을 이용하여 우 리나라 동해안 지역에 발생한 연안침식 연구를 수행하였다. Choung and Jo(2017)은 고해상도 위성영상을 이용하여 NDWI 기반 해안선 및 머신러닝 기반



해안선을 각각 추출하고, 두 해안선의 정확도를 비교하였다. 기존 연구의 경우 토지피복분류 및 정규수분지수 분류에 의해 영상을 판독하고 판독된 결과를 제 시하는 경우가 대분이었으며, 정확도 향상을 위한 다양한 기법의 융합 및 판독 된 결과의 정량적 분포 분석에 대한 부분은 미비함이 나타났다.

따라서, 본 연구에서는 다양한 위성영상센서 정보를 활용한 해안선 추출 알 고리즘과 매핑시스템을 개발하였다. 고해상도의 KOMSAT시리즈 영상자료를 활 용하여 80% 수준의 정확도를 갖는 해안선 자동추출 알고리즘을 개발하고 시스 템에 적용하여 해안선 변화 모니터링이 가능한 시스템을 개발하였다. 정확도 높은 객체 데이터의 판독을 위해 해안선 자동추출 알고리즘 개발 및 모니터링 시스템 설계를 위해 Vectorizing 기반 해안선 추출에 적합한 Clustering for Vectorizing(CV) 알고리즘 개발하고 Edge 검출 기반 해안선 추출이 용이한 Shoreline Edge Detection(SED) 알고리즘 개발하였다. CV와 SED 알고리즘의 융 합을 통한 Automatic Shoreline Extraction(ASE) 알고리즘 개발하고 해안선 자동 추출 및 모니터링 시스템 구성안 제시 및 프로토타입을 개발하였다. 또한 기존 연구와 달리 해안선 변화에 대한 정량적 변화 추정 및 분석을 위해 해안선 매 핑 및 변화 모니터링 시스템 개발을 위해 해안선 추출 알고리즘 검증 및 변화 모니터링 시스템 개발하고 Test Bed 적용결과 검증 및 최적화한 후 해안선 자 동추출 시스템 실용화 및 확장방안을 제시하였다. 이를 시스템에 적용하고 해 안선 변화 모니터링이 가능한 시스템을 개발하여 해안선 조사측량 및 해안선 변화 · 분석 등 다양한 실제 업무에 적용이 가능하도록 하였다. 해안선 추출 알 고리즘 설계 및 동향을 분석하고 해안선 자동추출 알고리즘 개발 및 모니터링 시스템 설계하였고 해안선 매핑 및 변화 모니터링 시스템을 개발하였다.

- 4 -

제 2 장 해안선 변화 모니터링을 위한 위성정보 활용 및 객체추출 방법

2.1 해안선 변화 모니터링 관측을 위한 국내외 위성정보 활용 현황

해안선 추출 및 변화탐지 기술의 동향을 분석하여 해안선 변화 모니터링을 위한 시스템의 기능 정의 및 개념을 정립하였다. 광학위성영상을 활용한 해안 선 추출은 원영상에 각종 전처리 및 강조 기법을 적용해 육지와 물 픽셀값의 차이를 극대화한 후 Edge 검출기법을 활용하는 방식이 일반적이나, 세계 각국 의 여러 위성별·해안선의 환경별로 적용하는 전처리 및 강조기법 등이 상이하 였다. 본 연구는 한반도를 대상으로 아리랑(KOMPSAT) 영상을 활용하고 국내 연안 환경에 적합한 해안선 추출 알고리즘을 개발하는 것으로, 해안선 추출분 야의 선행연구를 바탕으로 KOMPSAT 위성영상에 적합한 알고리즘을 설계하는 것이다. 본 연구에서는 위성영상 등 고해상도 공간정보자료를 이용하여 해안선 을 추출하기 위해 반드시 필요한 핵심 알고리즘을 조사하였고, 이를 기반으로 해안선 매핑 기술 개발에 관한 국내외 연구 사례들을 조사하였다.

국내외의 선행연구들은 개별지역을 대상으로 해안선 매핑을 위해 GPS, 항공 사진, LiDAR 등을 이용한 단편적인 연구가 수행되고 있으며 경북대학교 토목공 학전공에서 연구한 부산지역을 대상으로 GPS, 위성영상, 조위자료를 이용한 해 안선 추출 및 모니터링 연구에서는 GPS 관측을 통해 추출한 정보와 위성영상 을 통한 정보, 항공사진영상을 통한 정보의 비교 분석을 통해 위성영상을 통해 추출한 정보에서 오차가 가장 높음을 확인하였다. 부경대학교 공간정보학과에 서 연구한 LiDAR 데이터를 이용한 해안선 추출 알고리즘 개발 연구에서는 LiDAR 데이터를 이용하여 자동으로 해안선을 추출하는 알고리즘을 제시하였으 며 동아대학교 토목공학과에서 연구한 RTK-GPS를 이용한 해안선 변화 자동추



출 알고리즘의 정확도 평가 연구에서는 RTK-GPS와 항공 LiDAR 측량 기법을 적용해 해안선 정보 취득 및 DIPro ACE 프로그램을 개발하여 해안선 자동경계 검출 및 정확도 분석을 수행하였다. 연세대학교 지구시스템과학과에서 연구한 SAR 자료를 이용한 해안선 추출 연구에서는 Radarsat 영상자료를 활용하여 남 해 낙동강 하구 지역의 인공해안선을 추출하였다.

해외의 사례로는 미국의 USGS에서는 지상 측량, 항공사진, LiDAR 등을 통해 추출한 해안선을 일반에 공개하기 위하여 Shoreline Explorer Browser를 개발하 였고 NOAA(미국해양대기청)에서는 항공사진을 이용한 National Shoreline Mapping작업을 실행하여 구축된 해안선을 일반에 공개하고 있다. 오하이오주 립대학(미국) Mapping & GIS Lab.에서 연구한 LiDAR 등의 원격탐사 자료와 GIS 처리기법을 통한 하천 제방선 및 해안선 추출 연구에서는 하천제방선 및 해안선 추출 알고리즘을 개발하여 Instantaneous shoreline을 추출하였다.





2.2 고해상도 영상 기반 해안선 매핑 기법 개발에 관한 국내외 연구 동향

Di et al.(2003)은 Mean-Shift Segmentation 알고리즘을 IKONOS, Quickbird 등 고해상도 위성영상에 적용하여 해안선 매핑 기술 개발 연구를 수행하였 다. 우선 Mean-Shift Segmentation을 고해상도 위성영상에 적용하여 Fig. 1의 왼쪽 그림에서 보는 바와 같이 위성영상으로부터 복수의 세그먼트들을 생성 하였다.



Fig. 1 Plural segments (left) created by applying mean-shift segmentation to satellite images (right) (Di et al., 2003)

그리고 래스터 포맷인 각 세그먼트의 외곽에 위치한 경계를 Vectorizing 기술을 이용하여 벡터 포맷인 Shape 파일로 변환한다. 최종적으로 물 세그 먼트의 경계선과 육지 세그먼트의 경계선을 제외한 나머지 외곽선들을 수동 으로 제거하고 남아있는 경계선을 연결하여 해안선 매핑 작업을 완료한다 (Fig. 2 참조).





Fig. 2 Manually modified/edited outer boundary of the segment, resulting in shoreline mapping (Di et al., 2003)

Liu et al.(2009)는 미국 이리 호 지역의 항공사진 및 LiDAR 자료를 이용하 여 3차원 해안선 매핑 기술 개발에 관한 연구를 수행하였다. 우선 Mean-Shift Segmentation 기술을 이용하여 주어진 항공사진으로부터 육지 및 물 세그먼트를 추출하였다(Fig. 3 참고).





Fig. 3 Outcome (right) of the application of the aerial photo (left) and mean-shift segmentation (Liu et al., 2009)

Mean-Shift Segmentation 결과 영상에 에지 검출 기법을 적용하여 2차원 해안선을 구성할 수 있는 에지들을 추출하였고(Fig. 4 참고), 이들 중 해안선 에 해당되는 에지들을 수동으로 선택하였다.



Fig. 4 Edges extracted using the edge extraction technique (Liu et al., 2009)

Collection @ kmou

에지 검출 기법을 이용하여 2차원 해안선을 구성하는 에지들을 추출한 뒤, LiDAR DSM을 이용하여 그림과 같은 Slope-based method를 이용하여 해 안선의 고도를 결정한다(Fig. 5 참조).



Fig. 5 Process of determining the shoreline height based on LiDAR DSM using the slope-based method (Choung, 2009; Liu et al., 2009)

1945

최종적으로 Slope-based method를 이용하여 결정된 해안선의 고도 정보 와 영상으로부터 추출한 2차원 해안선 정보를 융합하여 3차원 해안선을 제 작하였다.

Lee (2012)는 항공 LiDAR 자료가 제공하는 지표면의 3차원 정보인 X, Y, Z 정보와 반사도(Intensity) 정보와 위성영상이 제공하는 Red, Green, Blue 및 NIR(Near Infra-Red) 밴드 정보를 Mean-Shift 기술을 이용하여 융합한 후, 3차원 해안선을 추출하는 알고리즘을 설계하였다. 일반적으로 영상자료 만을 이용할 경우, 그림자가 존재하는 해안지역의 해안선은 식별이 어렵다 는 한계가 있었다(Choung, 2015). 그러나 본 연구에서는 그림자의 영향을 받 지 않는 LiDAR 자료의 반사도 정보를 이용함으로써, 그림자가 위치한 해안 지역에서도 높은 정확도를 가진 해안선을 추출할 수 있었다. 본 연구의





Test-bed 지역인 미국 이리호의 해안지역은 Fig. 6에서 확인할 수 있다.

Fig. 6 Test-bed coastal area of Erie Lake in the U.S. in this study

본 연구에서는 미국 이리호 지역을 촬영하여 획득한 고해상도 위성영상과 항공 LiDAR 자료를 이용하여 Mean-Shift 기반 해안선 매핑 알고리즘을 설계 하였다. Fig. 7은 본 연구를 통해 개발된 기술을 이용하여 구축한 미국 이리 호 지역의 3차원 해안선을 보여준다. Fig. 7에서 보는 바와 같이, 본 연구를 통해 그림자가 위치한 해안지역에서도 식별이 가능한 3차원 해안선을 매핑 하는 기술을 개발하였다는 점에서 의미가 있다.



Fig. 7 3D shoreline based on satellite images and aerial LiDR data obtained using the mean-shift segmentation technology (Lee, 2012)

Choung et al. (2013)은 미국 이리호(Lake Erie)의 해안지역에 위치한 절 벽해안선(bluffline)을 항공레이저측량(Airborne LiDAR)자료를 이용하여 자동 적으로 매핑할 수 있는 벡터기반 알고리즘(Vector-Based Method)을 개발하 였다. 그리고 본 연구에서 개발한 알고리즘을 이용하여 추출한 LiDAR 기반 해안선의 정확도를 다양한 유형의 해안지역에서 측정하고, 추출한 영상 기 반 해안선과 비교 및 분석하였다. 우선 LiDAR 점군자료를 이용하여 Delaunay 삼각망(Delaunay triangle mesh)을 구축하였다. Delaunay 삼각망을 구성하는 삼각형이 가지는 수직벡터(normal vector)와 근접한 삼각형의 수직 벡터들이 형성하는 각도, 삼각형을 구성하는 선들의 양 끝점들의 높이차 및 추출된 선들의 연결 상태 등을 고려하여 여러 단계의 과정들을 거쳐서 최종



적으로 LiDAR 기반 해안선을 추출하였다.

기존연구에서는 대표적인 영상분할 기법인 Mean Shift Segmentation 기법, Canny Edge Detection 기법, 경사분석 기법 등을 적용하여 고해상도 정사영 상 및 항공 LiDAR DSM(Digital Surface Model)을 기반으로 3차원 해안선이 추출되었다(Fig. 8 참조).



Fig. 8 3D shoreline based on satellite images and aerial LiDR data obtained using the mean-shift segmentation technology (Choung et al., 2013)

본 연구에서 개발한 벡터기반 알고리즘을 이용하여 추출된 LiDAR 기반 해안선의 정확도를 측정하고, 추출된 영상 기반 해안선과 비교 및 분석을 하기 위해, 연구대상지역으로 선정된 Lake Erie 해안 2km 지역을 평균 30m 간격으로 점검점들을 생성하여 LiDAR 기반 해안선과 영상 기반 해안선의 정확도를 비교 및 분석하였다. 정확도 검증 결과, LiDAR 기반 해안선의 수 평 및 수직 정확도는 각각 1.16m(위)/1.35m(아래) 및 0.30m(위)/0.29m(아래) 이었고, 영상기반 해안선의 수평 및 수직 정확도는 각각 1.49m(위)/1.51m(아 래) 및 0.24m(위)/0.18m(아래) 이었다. 연구대상지역에 존재하는 다양한 유형 의 해안지역에 위치한 점검점에서 두 해안선의 정확도를 분석한 결과, 경사 가 가파른 절벽해안지역에서는 LiDAR 기반 해안선이 영상 기반 해안선에 비해 상대적으로 높았고, 경사가 완만한 언덕해안지역에서는 영상 기반 해 안선의 정확도가 더 높았다. 본 연구에서는 공간정보자료를 이용하여 다양 한 유형의 해안지역에 위치한 해안선 매핑 시스템을 구축할 때, 절벽해안과 같이 경사가 가파른 지역에 위치한 해안선을 매핑할 경우 영상자료보다 LiDAR 자료가 더 유용하고, 구릉해안과 같이 지형적인 변화가 상대적으로 작은 지역에 위치한 해안선을 매핑할 경우에는 LiDAR 자료보다 영상자료가 더 유용하다는 사실을 증명하였다.





제 3장 다중시기 아리랑 위성영상을 활용한 해안선 변화 모니터링 시스템 구축

3.1 위성영상 기반 해안선 추출 알고리즘 구축을 위한 적용 이론 검토

본 연구에서 위성영상 해안선 추출 알고리즘 개발을 위해 적용 및 검토한 기 법은 다음과 같다.

- 정규수분지수(NDWI: Normalized Difference Water Index)
- 정규식생지수(NDVI: Normalized Difference Vegetation Index)
- 에지 검출 기법 (Edge Detection Technique)
- 이진화 기법(Thresholding Technique)
- 머신러닝(기계학습) 기법 (Machine Learning Technique)
- 모폴로지 필터링(Morphological Filtering)
- 정규수분지수(NDWI: Normalized Difference Water Index)



3.1.1 정규수분지수(NDVI: Normalized Difference Water Index)

NDWI는 Gao(1996)에 의해 개발된 지수이며, 지표면 또는 식생의 수분 함 유량을 나타내는 지수로 널리 이용된다 (Xu, 2006). NDWI 지수는 수영장, 하천 등 수분을 다량으로 함유하고 있는 지형지물을 위성영상에서 탐지하는 데 주로 이용되다(McFeeters, 1996). 다중분광 영상을 이용하여 NDWI를 영 상을 제작할 경우, 아래의 식 (1)을 이용하여 NDWI 영상을 제작한다 (McFeeters, 1996; Xu, 2006).

$$NDWI = \frac{Green - \exists R}{Green + \exists R} \tag{1}$$

식 (1)에서 Green은 Green 밴드를 의미하고, NIR은 NIR(Near Infra-Red) 밴드를 의미한다. Green 및 Red 밴드를 이용하여 생성한 NDWI 영상은 Fig. 9에서 확인할 수 있다.







Fig. 9 NDWI images produced using the green/NIR band (Jeong Yun-jae, 2015b)

식 (1)에 의해, 위성영상의 분광밴드를 이용하여 제작한 NDWI 영상에서 픽셀의 최대값 및 최소값은 각각 1 및 -1 이다. Fig. 10에서 보는바와 같이, NDWI 영상에서 물에 해당되는 지역은 상대적으로 밝은 값인 1에 가깝다는 사실을 알 수 있고, 육지에 해당되는 지역은 상대적으로 어두운 값인 -1에 가깝다는 사실을 알 수 있다.

3.1.2 정규식생지수(NDVI: Normalized Difference Vegetation Index)

NDVI는 원격탐사에서 널리 이용되는 식생지수(vegetation index) 로서 영 상을 구성하는 가시광선의 적색밴드(Red band)와 근적외선밴드(NIR band)를 이용하여 제작할 수 있다(Jensen, 2006). NDVI는 아래의 식 (2)를 이용하여 제작할 수 있다(Jensen, 2006).

$$NDVI = \frac{Band4 - Band3}{Band4 + Band3} \tag{2}$$

식 (2)에서 Band 3은 위성영상의 Red 밴드를 의미하고, Band 4는 위성영 상의 NIR 밴드를 의미한다. NDVI 영상의 픽셀은 최대 1에서 -1 사이의 값을 가지며, 일반적으로 NDVI 영상에서 NDVI 지수는 수분을 많이 포함하는 물, 눈 등의 지표물질에서는 음수가 되고, 마른 토양 등에서는 0에 수렴하는 값 을 가지며, 녹색식물에서는 1에 가까운 양수가 된다(Jensen, 2006).

Fig. 10은 아리랑 2호(KOMPSAT-2) 영상의 다중분광 밴드를 이용하여 제작 한 NDVI 영상을 보여준다.

1945





Fig. 10 NDVI images (right) produced using the multiple spectral bands of Arirang 2 (KOMPSAT-2) satellite images (left) (Jeong Yun-jae, 2015a)

Fig. 10에서 보는 바와 같이, NDVI 영상에서 물 지역은 -1에 가까운 낮은 값을 가지고 토양 및 건물 지역에서는 0에 가까운 값을 가지는 반면에, 물 지역에서는 -1에 가까운 낮은 값을 가진다는 사실을 알 수 있다.

OFCH



3.1.3 에지 검출 기법(Edge Detection Technique)

영상에서 에지(Edge)는 영상 내 존재하는 객체의 경계선 또는 윤관선을 의 미한다. 일반적으로 영상에서 에지란 영상의 밝기가 낮은 값에서 높은 값으 로, 또는 이와 반대로 변하는 지점에 존재하는 부분을 가르킨다. 결국 에지 는 영상 안에 있는 객체의 경계(boundary)를 가리키는 것으로서, 모양 (shape), 방향성(direction)을 탐지할 수 있는 등 여러 정보가 담겨있다 (Gonzalez and Woods, 2007).

일반적으로 에지 검출 기법(Edge Detection Technique)은 영상에서 에지에 해당하는 화소를 찾는 과정이며, 에지 검출 기법은 접근 방법에 따라 Sobel 에지 추출 기법, Prewitt 에지 추출 기법, Roberts 에지 추출 기법 등 다양한 기법들이 존재하지만, 일반적으로 Canny 에지 검출 기법을 이용하여 영상으 로부터 추출한 에지가 가장 높은 정확도를 자랑한다.

Canny 에지 검출 기법은 현재 나온 에지 검출 기법 중 가장 성능이 좋은 컴퓨터 비전 분야의 기법이다. 윤곽을 가장 잘 찾아내면서 본 영상의 회색 물질과 관련된 모든 에지를 제거하는 유일한 기법이기 때문이다. 모든 에지 를 검출하면서도 에러율이 낮으며, 에지 점들의 위치를 정확히 측정하고 각 각의 에지에 대해 한 점만 반환을 하므로 뛰어난 성능을 보이고 있다.

우선 Canny 에지 검출 기법을 위해선 노이즈 제거를 위한 스무딩(Blur) 작 업을 진행한다. 이 작업은 잡음에 대한 미분을 통해 생긴 노이즈를 제거한 다. 이 과정에서 Canny Edge Detection은 가우시안(Gaussian) 필터를 이용하 여 제거한다. 다음 경사(미) 값을 통해 에지를 검출한다. 이 과정에서 미분을 통해 생긴 극값이 에지가 된다. 왜냐하면 에지는 영상의 강도(Intensity)가 급 격하게 변하는 부분으로 정의할 수 있기 때문이다. 따라서 극값은 Maximum 및 Minimum 2군데를 찾을 수 있으며 일반적으로 두 가지를 합쳐 Extrema라 고 부른다.

Extrema를 찾기 위해선 Sobel Mask를 이용하여 영상을 컨볼루션 한다.



미분은 X축과 Y축에 대해 각각 미분을 하는데, 그 이유는 함수 f(x, y)를 각 variables로 미분하면 각각의 미분 값을 인자로 가지는 벡터를 가지기 때문 이다. 이것은 가장 빠르게 증가한 방향과 값(크기)를 나타낼 수 있고, 이를 통해 방향과 증가량을 구할 수 있기 때문이다. 먼저 피타고라스의 정리 혹 은 맨하탄 거리를 통하여 경사 강도(값)을 얻는다. 다음으로 방향을 구하는 데, 삼각함수를 이용하면 각도를 구할 수 있다. 여기서 X축의 미분값과 Y축 의 미분값을 Sobel Mask를 통해 얻었기 때문에 삼각함수인 아크탄젠트(Arc tangent를 이용하여 각도를 얻을 수 있다. 구해진 각도를 그룹화시켜 상하좌 우와 그에 대한 대각선 4개 방향 및 8방향으로 구분한다.

다음은 Non-maximum suppression 단계로, 이는 Local maxima를 선택하는 단계이다. 극값을 선택하는 과정에서 에지가 아니지만 검출되는 경우가 있 다. 이는 Blur를 통해 흐려진 Edge에 의해 발생하는데, 다시 Sharp한 에지로 변환하여 local Maxima는 남기고 나머지는 모두 제거하는 작업을 진행한다. 그 후 양의 방향과 음의 방향으로 에지 강도와 현재 픽셀의 에지 강도를 비 교 판단한다. 마스킹 하였을 때 판단하고자 하는 픽셀보다 8개 방향 중 큰 값을 가진 픽셀이 있다면 해당 픽셀은 Non-Maximum으로 구분하여 제외되 고, 해당 픽셀이 가장 크다면 Maximum으로 구분되어 에지로 검출된다.

그리고 Double thresholding 과정을 거치게 된다. 이 과정은 여전히 남아있 는 노이즈와 실제 에지를 구별하기 위한 과정이다. 가장 쉬운 방법으로는 임계 값 2개를 이용하여 Low 임계값 이하는 제거, High 임계값을 기준으로 구분하는 방법이 있다. 이 과정을 거치면 High 이상의 값(실제 에지)와 Low 와 High 사이의 값이 남게 된다. 아래 그림의 우측을 보면 연한 색의 선은 High 이하로 불확실한 에지이며, 진한 흰색 선은 High 이상으로 확실한 에 지이다.

마지막으로 Low와 High 사이의 값에 대해 앞서 실제 에지로 검출해둔 부 분과 비교하여 에지를 판단한다. 일반적으로 이 과정에서 실제 에지와 연결 이 되어있지 않은 에지는 연관성이 떨어진다고 판단하여 노이즈로 분류하고 제거한다. 연결이 되어있는 에지는 실제 에지로 검출된다. Canny 에지 검출



기를 이용하여 고해상도 영상으로부터 추출한 에지 그룹의 결과는 Fig. 11에 서 확인할 수 있다.



Fig. 11 Edge group (right) extracted from a high-resolution image (left) using the Canny edge detector (Choung, 2015)

Fig. 11에서 보는 바와 같이, Canny 에지 검출기를 이용하여 고해상도 영 상으로부터 에지를 추출할 경우, 중요한 에지들도 추출되지만, 노이즈 에지 들도 추출된다는 사실을 확인할 수 있다. 따라서 Canny 에지 검출기를 이용 하여 영상자료로부터 해안선을 추출하는 알고리즘을 설계할 경우, 노이즈 에지들을 제거하는 추가적인 방법을 고민해야 한다.



- 22 -

3.1.4 이진화 기법(Thresholding Technique)

전역 고정 이진화(Global fixed thresholding)는 임계값을 자동으로 결정하 기 위한 기법으로, 이론적으로 이진화에 따른 분류(classification)를 이용하여 에러를 최소화시켜주는 임계값을 optimal threshold라고 부른다. 즉 임계값 하나를 고정하였을 때 임계값보다 어두운 픽셀의 비율과 이보다 밝은 픽셀 의 비율 합을 최소화해주는 임계값을 optimal threshold라고 한다. 하지만 이 는 이론적인 목표, 지향점이며 실제 임계값을 구하는 방법을 제시하는 것은 아니다. 이를 위한 다양한 방법이 있는데, 가장 실질적인 방법으론 Otzu's method가 있다(N. Otsu, 1979). Otsu의 이진화 방법은 임계값을 기준으로 영 상의 픽셀들을 두 클래스로 분류하였을 때 두 클래스 간의 intra-calss variance를 최소화 또는 최대화 하는 임계값을 찾는 이진화 방법이다.

입력 영상에서 임계값보다 어두운 픽셀들의 비율을 α, 밝기 평균을 μ1, 분산을 σ12, 이보다 밝은 픽셀들의 비율을 β, 밝기 평균을 μ2, 분산을 σ22 라 하였을 때 intra class 분산과 inter class 분산은 각각 아래의 식 (3) 을 이용하여 계산된다.

 $intra \ class \ variance = \alpha \sigma 12 + \beta \sigma 22$ $intra \ class \ variance = \alpha \beta (\mu 1 - \mu 2)2$ (3)

1945

Intra class variance의 최소화와 Inter class variance를 최대화 시키는 것은 동일하지만 Inter class variance를 최대화 시키는 것이 효율적이다. 즉, Ostu 의 이진화 알고리즘은 임계값을 0부터 255까지 바꿔가며 식 (3)이 최대화되 는 임계값을 찾는 방법이다.

임계값 하나만으론 이진화가 힘든 경우가 있다. 흰 종이에 검은 글씨를 인 식 할 때, 조명으로 인한 차이가 그 예이다. 이러한 경우 하나의 threshold 값으론 이진화가 불가능하며 픽셀 위치마다 다른 threshold를 사용하는 가변 thresholding 기법이 필요하다. 이러한 방법 중 하나가 지역 가변 이진화 (Locally adaptive thresholding) 기법 이다. 이 방법은 평면 근사를 이용하여
조명에 의한 밝기를 제거한다. 그 결과 히스토그램상 분리가 됨을 볼 수 있 다.

이는 global thresholding처럼 보일 수 있지만, 입력 영상 관점에서는 local adaptive thresholding이 적용된 것이다. 그러나 원 영상(실제) 관점에서는 배 경의 밝기를 근사한 평면에 상수값을 더한 것을 threshold 평면으로 볼 수 있고, 이 threshold 평면에 대해 이진화를 수행한 것으로 해석할 수 있다.

이 외에도 Hysteresis thresholding 기법이 있다. 이 기법은 경계값이 모호 한 경우가 많을 때, 두 픽셀 값의 차이가 없음에도 불구하고 이진화 시에 다른 클래스로 분류될 때 사용하는 방법이다. 이러한 오류를 최소화하기 위 해 주변 값을 참조하는 것 이다. Canny edge라는 검출기법에서는 마지막 단 계에서 hysteresis thresholding을 통해 픽셀의 에지 여부를 최종적으로 결정 한다. 이 방법은 앞의 에지 검출 과정에서 불확실한 픽셀이 나오는 경우, 해 당 픽셀의 근처 픽셀을 보고 결정하는 것이다.

이진화시에 잡음으로 인해 올바르게 분류되지 않는 경우가 있다. 그러한 잡음을 제거하기 위해 사용하는 전처리 기법으로, Gaussian Filtering이 있다. Gaussian Filtering은 영상의 주변 값을 참고하여 잡음을 없애고 세세한 정보 를 부드럽게 만드는 역할을 한다. Edge Detection과 같은 연산자들은 잡음에 민감하기 때문에 전처리에 많이 사용하는 필터이다. 영상을 블러링하는 측 면에서는 Mean Filter와 같지만, Gaussian 분포에 따르는 mask를 사용한다는 점에서 차이가 난다.

해안선은 물과 육지의 경계에 위치한 경계선으로서, 위성영상을 이용하여 해안선을 추출하는 기술을 개발할 때 이진화 기법의 사용은 다음의 이유로 인해 효과적이다. 우선 위성영상의 분광밴드를 이용하여 제작한 NDWI 또는 NDVI 영상으로부터 해안선을 추출하고자 물 픽셀 그룹과 육지 픽셀 그룹간 의 Inter-class 및 Intra-class의 variance를 이용하여 두 픽셀 그룹을 2등분하 는 경계를 찾고, 이를 해안선으로 정의할 수 있다. Choung and Jo(2015)는 전역 이진화 기법을 이용하여 Landsat 영상을 이용하여 제작한 NDWI 영상



으로부터 해안선을 추출하는 기술을 개발하였다(Fig. 12 참조).



Fig. 12 Shoreline data extracted from NDWI images using the binarization technique (Jeong Yun-jae, 2015b (bottom); Choung & Jo, 2015 (top))

Fig. 12에서 보는 바와 같이 이진화 기법을 이용할 경우 위성영상으로부터 해안선을 추출하는데 효과적이라는 사실을 알 수 있다. 그러나 NDVI/NDWI 영상에서 물 픽셀 그룹과 육지 픽셀 그룹의 통계 값 이상으로 인해 이진화 기법을 이용하여 물 픽셀 그룹과 육지 픽셀 그룹을 2등분 할 수 있는 경계

선을 찾을 수 없는 경우, NDWI 또는 NDVI 영상으로부터 추출한 해안선은 에러를 포함할 수 있으므로 이를 유의해야 한다.



3.1.5 머신러닝(기계학습) 기법(Machine Learning Technique)



- 26 -

머신러닝은 인공지능의 한 분야로, 컴퓨터가 학습할 수 있도록 하는 알고 리즘 및 기술을 개발하는 분야를 의미하며, 접근방식에 따라 비지도 학습 (Unsupervised clustering)과 지도 학습(Supervised clustering) 방법으로 나뉜 다. 지도학습은 미리 사람이 개입하여 일정 데이터에 샘플링을 한 후, 진행 하는 것이다. 비지도 학습은 샘플링 과정이 없는 기법으로 사람의 개입이 없으므로 번거롭지 않다는 장점이 있지만, 그만큼 지도학습에 비해 오류가 많다는 단점이 있다.

비지도 학습에 속하는 머신러닝 기법 중 k-means 클러스터링(k-평균 군집 화)은 단순한 알고리즘이다. 첫 번째로 클러스터의 개수 k값을 선택하는데, 데이터가 분포된 공간상에 클러스터 중심으로 가정할 임의의 지점 k개를 선 택한다. 두 번째로 임의로 선택한 k개의 클러스터의 중심과 개별 데이터 사 이 거리를 계산한다. 개별 데이터는 가장 가까운 위치에 있는 클러스터의 중심을 그 데이터가 소속되는 클러스터로 할당한다. 세 번째로 클러스터에 속하게 된 데이터들의 평균값을 새로운 클러스터의 중심으로 두고, 마지막 으로 알고리즘이 클러스터 중심에 변화가 없는 상황으로 수렴할 때까지 두 번째와 세 번째 단계를 반복한다. 두 번째에서의 거리는 유클리드 거리의 제곱을 의미한다.

k-means 분류기법이 고정된 수의 클러스터를 생성하였다면, 이후 k-means를 보강한 기법인 ISODATA 분류기법은 사용자가 지정한 클러스터 의 수를 포함하는 범위까지 허용되는 k개 클러스터들을 생성한다는 점에서 차이가 난다. 클러스터 수가 너무 많거나 각가의 거리가 너무 가까우면 클 러스터들은 병합되며, 너무 적거나 아주 다른 종류의 데이터를 포함하고 있 다면 분리된다. ISODATA의 클러스터들의 생성 과정은 다음과 같다. 우선 임 의의 개수의 seed point를 각 클러스터의 centroid로서 초기화하며, 각 샘플 에 가장 가까운 클러스터의 centroid에 샘플을 배정한다. 그리고 변화된 클 러스트의 centroid를 다시 계산하며, 적어도 하나의 샘플 클러스터를 변화시 키고 반복되는 수가 알고리즘의 first part에서 반복의 최대수보다 작다면 샘 플을 배정하는 단계로 돌아간다. 또한 클러스터가 허용하는 샘플의 최소 개



수보다 적은 수의 샘플을 가진 클러스터는 폐기하며, 포함된 샘플 역시 폐 기한다. 또한 클러스터의 수가 seed point 수의 2배 이상이거나 반복되는 수 가 짝수라면 다음의 병합 과정을 실행하고, 그렇지 않으면 병합 과정 없이 다음 과정으로 넘어간다. 두 centroid 간의 거리가 허용된 클러스터 centroid 사이의 최소 거리보다 작다면 두 클러스터를 병합하는 과정을 가지고, centroid를 이동시킨다. 이러한 과정을 각 반복 과정에서 허용하는 클러스터 병합의 최대 수만큼 반복한다. 이후 클러스터의 수가 seed point 수의 절반 이하이거나 반복의 수가 홀수라면 다음의 과정을 수행하고, 그렇지 않으면 다음의 과정 수행없이 그 다음 과정을 수행한다. 클러스터의 분리를 조장하 는 파라미터*클러스터의 표준편차를 초과하는 클러스터를 찾고, 없으면 다 음 과정을 수행한다. 클러스터 내의 샘플들을 두 집합으로 나눈 뒤, 각각의 나뉘어진 클러스터의 centroid를 계산한다. 생성된 수 centroid간의 거리가 허용된 클러스터의 centorid 사이의 최소 거리보다 크거나 같으면 원래의 클 러스터를 이러한 두 개의 클러스터로 나누고, 그렇지 않으면 클러스터를 분 리하지 않는다. 마지막으로 이러한 과정이 허용된 최대 횟수만큼 반복되거 나 마지막 단계 수행 후 클러스터에 변화가 발생하지 않으면 중단하고, 그 렇지 않으면 새로운 seed point로서 클러스터의 centroid를 취하고 샘플을 배 정하는 단계로 돌아간다.

이 과정은 k-means와는 달리 사용자가 분류하고자 하는 클러스터의 개수 를 정해줄 필요없이 클러스터의 허용 가능 최대 표준 편차, 클러스터 간 최 소 거리, 허용 가능 최대 반복 수 등 파라미터를 정하면 초기에 주어진 클 러스터의 개수에서 분할과 병합을 통해 원하는 개수의 클러스터를 클러스팅 할 수 있다는 장점이 있다.

지도 학습에 속하는 머신러닝 기법 중 가장 단순한 기술로 언급되는 Maximum Likelihood Classifer(MLC) 기법은 위성 영상의 분류에 종종 쓰이는 기술로서 이미 알고 있는 정보를 이용하여 각 클래스에 대한 분산 및 공분 산과 각 분광 영역에 대한 평균값을 계산한 후 결과적으로 얻어진 확률함수 를 통해 각각의 영상소가 각 클래스에 속하게 될 확률을 계산하게 된다. 그



다음 가장 큰 확률(Likelihood, 변수인 모수)를 가지는 클래스에 영상소를 할 당하게 된다.

Artificial Neural Network(ANN)은 지도 학습 머신러닝 기법중 하나로, 일 반적으로 퍼셉트론을 응용한 오차역전파법을 이용하는 다층 퍼셉트론을 가 리킨다. 앞서 배운 퍼셉트론과는 달리 은닉층이라고 불리는, 출력 값이 밖으 로 드러나지 않는 층이 있다. 그리고 은닉층의 개수가 0개이면 단층 신경망, 1개 이상이면 다층 신경망이라고 부른다. 다층 신경망은 비선형 모델을 분 리할 수 있다는 장점이 있다. 현재 이러한 인공신경망을 응용한 많은 시스 템이 개발중이며, 최근 번역 분야에서 아주 활발히 쓰였다. 대표적인 예로는 네이버의 파파고와 구글 번역기가 있다.

머신러닝 기법을 고해상도 위성영상에 적용하여 해안선을 추출하는 기술 을 개발할 경우, 위성영상의 다중분광 밴드가 제공하는 지표면의 분광정보 를 기반으로 머신러닝을 이용하여 위성영상의 각 픽셀을 물, 암석, 식생 등 다양한 토지피복으로 자동으로 분류할 수 있다. Choung and Jo(2017)은 머신 러닝 기법을 이용하여 고해상도 위성영상의 분광정보를 기반으로 각 픽셀이 위치한 지표면의 이용 현황을 식별할 수 있는 자동화 기술을 개발하였다 (Fig. 13 참조).





Fig. 13 Analysis of land use situation by applying the machine learning technique to high-resolution satellite images (Choung & Jo, 2017)

Fig. 13에서 보는 바와 같이, 머신러닝 기법을 고해상도 위성영상에 적용 할 경우 지표면의 토지 이용 현황을 식별할 수 있는 장점으로 인해 물과 육 지의 경계에 위치한 해안선의 위치를 파악하는데 효과적이다.



3.1.6 모폴로지 필터링(Morphological Fitlering)

모플로지는 영상을 형태학적인 관점에서 바라보고 접근하는 방법을 의미 하며, 모플로지 필터링은 영상 내에 존재하는 특정 객체의 형태를 변형시키 는 용도로 사용되는 영상처리 기법을 의미한다 (Gonzalez and Woods, 2008). 모플로지 필터링은 입력영상의 픽셀과 마스크 픽셀 그룹 간의 포함관계, 이 동, 대칭, 여집합, 차집합 등 다양한 연산을 이용하여 수행되며, 영상에서 잡 음을 제거하거나, 영상에서 객체의 모양을 기술하는 용도로 사용된다. 모폴 로지 필터링은 접근방식에 따라 침식(Erosion), 팽창(Dilation), 열림(Opening) 및 닫힘(Closing) 연산으로 구분된다.

침식(Erosion) 연산은 물체에 대해 배경을 확장시키고 물체의 크기를 축소 하는 역할을 하며, 침식 마스크를 이용하여 연산 시 흰 물체의 둘레로부터 침식 마스크 반경에 해당하는 넓이만큼의 픽셀을 없애는 효과를 갖는다.

팽창(Dilation) 연산은 물체의 외곽 픽셀을 확장하는 역할을 하며, 팽창 연 산을 통해 물체의 크기는 확장되고 배경은 축소된다. 팽창 마스크는 흰색 물체의 둘레에 한 픽셀을 더하는 역할을 하는데, 3*3 마스크와 똑같은 영역 을 가지는 영역에 대해서는 값을 바꾸지 않으며, 1개 이상의 서로 다른 픽 셀이 존재할 경우, 마스크의 가운데 필셀에 흰색 값을 할당하는 역할을 한 다.

열림(Opening) 연산은 침식 연산 다음에 팽창 연산을 바로 사용하는 응용 알고리즘으로서, 원 영상을 침식연산을 통해 영상의 외곽을 마스크 반경만 큼 없애고, 다시 팽창 연산을 통해 외곽선을 마스크 반경만큼 확장시키는 방법이다.

닫힘(Closing) 연산은 열림 연산의 반대 알고리즘으로서, 원 영상을 팽창 연산을 통해 물체 외곽의 확장을 수행한 뒤, 침식 연산을 통해 다시 외곽을 축소시키는 방법이다.

이를 통해 열림 연산은 영상 내에 존재하는 작은 객체들을 제거하는데 효

과가 있으며, 닫힘 연산은 영상에서 매우 작은 공간 또는 간격을 메꾸는데 효과가 있다.

일반적으로 고해상도 위성영상으로부터 해안선을 추출하는 경우는 다음과 같은 문제가 존재한다. 즉, 고해상도 위성영상에서는 저해상도 위성영상에서 탐지되지 않는 크기가 작고 불균일한 외곽을 가지고 있는 암석 등 다양한 객체가 육안으로 식별되며, 이는 고해상도 위성영상으로부터 정확하고 정밀 한 해안선을 탐지하는데 걸림돌이 된다. 그래서 고해상도 위성영상으로부터 해안선을 추출할 때 모폴로지 필터링을 적용하면 좀 더 정밀한 해안선이 추 출되는 효과가 발생한다. Choung and Jo(2017)은 모폴로지 기법을 고해상도 위성영상에 적용하여 고해상도 위성영상으로부터 해안선을 추출하는 연구를 수행하였다(Fig. 14 참조). 본 연구에서는 고해상도 위성영상을 이용하여 제 작한 이진화 영상에 팽창 및 침식 연산을 순서대로 적용시켜 정밀한 해안선 을 추출하는 연구를 수행하였다.





Fig. 14 Process of extracting precise shoreline data by applying morphology filtering to binarized images produced using high-resolution satellite images (Choung & Jo, 2017)

Fig. 14에서 보는 바와 같이, 위성영상을 이용하여 제작한 이진화 영상에 모폴로지 필터링을 적용할 경우, 두 클러스터의 경계의 식별이 좀 더 쉬워 진다는 사실을 알 수 있다. 그러나 모폴로지 필터링의 적용으로 인해 이진 화 영상에서 나타난 해안지역의 외곽도 변화가 발생하므로 이를 유의해야 한다.

3.2. 위성영상을 활용한 해안선 추출 및 변화 모니터링 시스템 구축 3.2.1 위성영상을 활용한 해안선 추출 알고리즘 설계

위성영상을 이용하여 해안선을 매핑하기 위해 중요한 기술과 영상자료를 기 반으로 해안선을 매핑하는 기술 개발에 관한 국내외 동향을 참고하여, 아리랑 위성영상에 적합한 해안선 매핑 알고리즘을 설계하였다. 우선 위성영상을 활 용한 해안선 추출 과정을 크게 육지와 물의 경계를 두드러지게 하는 영상가공 과정과 경계선을 추출하는 과정 2가지로 분류하여 각 과정에서 국내 연안환경 에 가장 적합한 해안선 추출 알고리즘을 설계하였다. 영상가공 과정은 수분지 수영상과 영상 이진화변환, 밴드차연산(Band difference)과 영상 강조기법, Clustering기법을 활용한 피복분류 등의 3가지로 설정하였고, 경계선 추출과정 은 Edge 검출기법과 Vectorizing 기법 2가지로 설정하였다.



Fig. 15 Shoreline data extraction algorithm design plan using satellite images

또한, 아리랑 시리즈 영상에 적용 가능한 해안선 자동 추출 알고리즘을 설계 하였다. 해안선 자동매핑은 추출한 해안선이 지도의 형태로 표출되는 것을 의 미하며 본 연구에서는 전처리가 끝난 위성영상을 Input 영상으로 할 경우 영상

가공 및 해안선 검출 과정을 거쳐 추출된 해안선이 Output으로 표출되는 시스 템을 개발하였다. 동일한 지역에 대해서 과거의 영상과 현재의 영상을 Input 영 상으로 할 경우 두 영상에 대한 해안선이 표출되며 중첩분석 등을 통해 동일 좌표에 대해 해안선 변화에 관한 분석 정보를 도출 할 수 있는 기능을 구현하 고자 하였다. 현재 해안선 자동추출 알고리즘에 관한 선행연구는 존재하나 자 동매핑이 가능한 시스템 개발은 전무한 상태이며 상용 중인 위성영상처리 소프 트웨어에서 반자동적인 모듈은 구현이 가능한 실정이다. 따라서 본 연구에서는 본 연구의 최종 성과물인 해안선 매핑 시스템의 개념을 Fig. 16에서 보는 바와 같이 설계하였다.



Fig. 16 System concept for shoreline automatic mapping

관련 연구동향을 조사하여 관련 연구 논문을 검색하여 해안선 추출 및 밴드 연산 연구를 검색하였다. 해안선 추출 기법은 GPS, LiDAR, SAR, 항공사진, 광 학위성영상, 다중분광영상 등을 활용하여 이루어지며, Tide-coordinated shoreline의 경우 보통 고정밀 GPS 관측 기법을 이용하거나, 항공사진 등을 활 용하여 해안선을 추출한 후 LiDAR, DEM 등의 지형자료와 조수에 관한 자료를 통해 보정하는 기법을 이용한다. 해안선 자동 추출 기법은 영상에서 육지와 물

의 픽셀값 차이를 수분지수영상 제작 및 영상 이진화변환 등의 기법을 통해 극 대화 시키고, 도서지역 및 내륙수를 제거 한 후 Edge 검출 기법을 이용하는 기 법이 최근에 제시되었다. 국외의 경우에도 정밀 해안선 측량의 경우 GPS 및 항 공사진, 항공LiDAR를 주로 활용하였고, 위성영상으로는 SAR영상이 주를 이루 지만 해안선 자동 추출에 대한 연구는 미비하며, Edge 검출기법을 통한 경계선 추출은 조수가 없는 하천의 제방선 추출 등에서 주로 활용한다.





3.2.2 해안선 자동 추출 알고리즘 개발

본 연구에서는 해안선 자동추출 알고리즘 개발 및 모니터링 시스템 설계하였 고 해안선 자동추출을 위한 기술로 Vectorizing 기법과 Edge 검출기법을 활용 한 알고리즘을 각각 개발하고 정확도를 비교/검증하고 Vectorizing 기법과 Edge 검출기법을 융합한 해안선 자동추출 알고리즘을 개발하고 이를 적용한 시스템 프로토타입을 개발하였다. 해안선 추출을 위해 Clustering for Vectorizing(CV)알 고리즘, Shoreline Edge Detection(SED)알고리즘, Automatic Shoreline Extraction(ASE)알고리즘, 해안선 자동추출 및 모니터링 시스템 구성안 제시 및 프로토타입 개발을 진행하였다.

Vectorizing 기반 CV 알고리즘 개발을 위해 영상처리 라이브러리를 활용하였 고 Open CV, GDAL 등 라이브러리를 이용하여 영상의 효율적 이진화와 Morphology를 적용하였다. KOMPSAT 위성은 R,G,B,NIR의 4개 다중분광 영상을 획득할 수 있으며 각 밴드별 영상 중 물과 육지의 차이가 선명하게 드러나는 영상을 선정한 뒤 해안선을 추출하거나, 뚜렷한 차이를 보이지 않을 경우 밴드 간 연산(Band difference)기법을 이용하였다. 물과 육지의 차이가 뚜렷이 드러난 영상에서 Clustering 기법을 이용하여 물과 육지 Cluster를 생성하여 피복분류를 수행한 후 두 Cluster의 경계선을 Vectorizing 기법을 이용하여 해안선을 추출하 며, 목적에 따라 도서지역을 제거하는 작업이 요구되었다. KOMPSAT 영상에 적 합한 밴드간 연산 기법 및 영상강조 기법을 찾고 Clustering과 Vectorizing 기법 을 활용한 해안선 추출 알고리즘을 개발하였다.



Fig. 17 Clustering outline for the vectorizing (CV) algorithm

Edge 검출 기반 SED 알고리즘 개발을 통해 위성영상처리 기반으로 물과 육 지를 구분하였고 NDVI, NDWI, Otsu 임계값 등 다양한 방법으로 위성영상의 밴 드, 화소정보를 이용하여 물과 육지의 구분을 연구하였다. 해안선 추출을 위해 Edge 검출 기법을 고해상도 위성영상에서 수행할 경우 다양한 분광값으로 인 해 불필요한 에지가 검출 되는 등의 많은 오차를 포함하므로 에지 검출 기법을 활용하기 전 영상가공 단계가 필수적이다. 본 연구에서는 여러 가지 영상가공 기법 중 수분지수(NDWI ; Normalized Difference Water Index) 영상을 추출하 고 추출된 영상의 최적의 임계값(Threshold)을 이용하여 영상 이진화를 수행한 후 내륙수 및 도서지역을 제거하고 Edge 검출 기법을 활용한 Shoreline Edge Detection(SED) 알고리즘 개발하였다. 수분지수 영상 추출 기법, 최적의 임계값 (Threshold), 영상 이진화 기법 등의 설계 당시에 고려한 물과 육지 대조를 극 명하게 할 수 있는 기법들을 KOMPSAT 영상에 적합하게 개발하여 최적의 해안 선 Edge 검출을 목적으로 하였다.



Fig. 18 Shoreline edge detection (SED) algorithm outline

CV와 SED 알고리즘의 융합을 통한 AES 알고리즘 개발을 통해 CV, SED를 통한 자동추출을 연구하였고 해안선추출 알고리즘을 시스템에서 설정하여 영상 입력시 자동으로 해안선을 추출할 수 있게 하였다. 본 연구에서 개발한 Clustering for Vectorizing(CV) 알고리즘과 Shoreline Edge Detection(SED) 알고 리즘의 융합을 통해 Automatic Shoreline Extraction(ASE) 알고리즘을 개발하였 다. 영상가공 처리인 Clustering을 이용한 피복분류, 수분지수 영상 생성, 영상 이진화 변환 등은 물과 육지의 대조를 극명하게 하기 위한 공통적인 목적이 있 으며, 내륙수 및 도서지역 제거 또한 공통적으로 수행해야 하는 부분이다. KOMPSAT 영상 및 국내 연안환경에 가장 적합한 해안선 추출 알고리즘을 개발 하기 위해 선행개발 한 알고리즘을 독립적으로 활용하지 않고 융합하여 새로운 알고리즘 개발을 목적으로 하였다.



Fig. 19 Outline of development of algorithms for extracting shoreline data by combining diverse techniques

해안선 자동추출 및 모니터링 시스템 구성안 제시 및 포로토타입을 개발하여 영상의 입력, 처리, 출력을 가능하게 하는 해안선추출 프로그램을 구현하였다. KOMPSAT 위성영상을 영상가공 단계와 해안선 검출 알고리즘이 적용될 수 있 는 모니터링 프로토타입 개발하였다. 전처리 된 KOMPSAT 영상을 Input으로 영 상가공 단계와 경계선 검출이 자동으로 이루어지고 해안선 길이 등의 정량적인 정보가 Output으로 표출되는 시스템 인터페이스를 설계하였다.

3.2.3 해안선 매핑 프로토타입 개발

본 연구를 통해 개발된 해안선 매핑 프로토타입의 작동원리는 아래와 같다. 우선 해안선 매핑 프로토타입을 실행시킨다. Fig. 20은 본 연구를 통해 개발된 해안선 매핑 프로토타입의 실행화면을 보여준다.



Fig. 20 Execution screen of the proposed shoreline mapping prototype

그림의 해안선 매핑 프로토타입 실행화면의 오른쪽 상단에 위치한 '영상입 력 및 해안선 추출' 버튼을 클릭하면 해안선 매핑 프로토타입이 아리랑 위성 영상의 4개 밴드(Red, Green, Blue 및 NIR 밴드)를 순서대로 입력받는 과정을 Fig. 21과 같이 확인할 수 있다.





Fig. 21 Process of inputting the Arirang satellite image band in the shoreline mapping prototype

해안선 매핑 프로토타입이 아리랑 위성영상의 4개 밴드를 전부 입력받으면 Fig. 22에서 보는 바와 같이 입력받은 아리랑 위성영상을 해안선 매핑 프로토 타입에서 확인할 수 있다.





해안선 매핑 프로토타입에서 입력받은 아리랑 위성영상의 다중분광 밴드를 이용하여 제작한 NDVI(정규식생지수) 및 NDWI(정규수분지수)를 기반으로 Otsu 기법을 적용하여 최종적으로 입력받은 아리랑 위성영상으로부터 이진화 영상을 제작한다. 제작된 이진화 영상에서 하얀 픽셀은 육지를 나타내고, 검은 픽셀은

물을 나타낸다.



Fig. 23 Binarized image produced from the shoreline mapping prototype based on the inputted Arirang satellite images

그리고 해안선 매핑 프로토타입에서 제작한 이진화 영상으로부터 에지검출 기법을 이용하여 이진화 영상의 육지 클러스터(하얀 픽셀 그룹)와 물 클러스터 (검은 픽셀 그룹)의 경계선을 추출한다.



Fig. 24 Borderline detected in the shoreline mapping prototype based on the produced binarized images

Fig. 24에서 보는 바와 같이, 해안선 매핑 프로토타입에서 탐지한 경계선은 해안선 뿐만 아니라 내륙 지방의 호수의 경계 또는 에러를 포함하고 있다. 본

연구에서는 경계선을 구성하는 픽셀의 개수, 경계선의 길이 등을 고려하여 호 수, 저수지 등 내륙수에 위치한 경계선을 제거하여 최종적으로 해안지역에 위 치한 경계선을 추출하였다.



Fig. 25 Raster-format shoreline data extracted from the shoreline mapping prototype

Fig. 25에서 보는 바와 같이, 해안선 매핑 프로토타입을 통해 추출한 해안선 은 픽셀들로 구성된 래스터 포맷의 형태를 가지고 있다. 최종적으로 해안선 매 핑 프로토타입을 통하여 래스터 포맷의 해안선을 벡터 포맷의 해안선(Shp 파 일)으로 변환하였다.





Fig. 26 Vector-format shoreline data finally extracted using the shoreline mapping prototype

본 연구를 통해 개발된 해안선 매핑 프로토타입을 이용하여 최종적으로 추출 된 벡터 포맷의 해안선은 해안지역 관리를 위하여 각종 국가 GIS 시스템과의 연계가 가능하고, 연안침식 모니터링을 위한 기반 자료로 사용할 수 있으므로 매우 중요한 결과라고 할 수 있다.

1945



3.2.4 해안선 매핑 및 변화 모니터링 시스템 개발

해안선 추출 알고리즘 검증 및 변화 모니터링 시스템을 개발은 본 연구에 개 발한 해안선 자동 추출 알고리즘을 바탕으로 프로토타입을 개발하고 실제 위성 영상을 활용하여 해안선이 추출되는지에 관한 알고리즘을 검증 한 후, 해안선 라인 표출 및 분석 결과가 표출되는 매핑 시스템을 개발하였다. 해안선 확인 및 변화 분석이 실제 업무에 적용이 가능한 연안 모니터링 시스템으로 개발하 였다.



Fig. 27 Outline of the shoreline automatic mapping and change monitoring system

최종적으로 개발한 해안선 자동매핑 및 변화 모니터링 시스템의 작동원리는 아래와 같다. 우선 본 연구의 최종 성과물인 아리랑 영상기반 한반도 연안환경 정밀관리 통합 시스템을 실행하고, 통합시스템의 좌측 상단의 '파일' 및 '열기' 버튼을 이용하여 아리랑 위성영상을 불러온다.



Fig. 28 Process of loading Arirang satellite images from the Korean Peninsula coastal- environment precise management integrated system

한반도 연안환경 정밀관리 통합시스템을 통해 아리랑 영상을 불러온 뒤, 통 합시스템의 좌측 상단에 있는 '미니맵 열기' 버튼을 이용하여 통합시스템 상 에서 미니맵을 활성화한다.



Fig. 29 Mini-map activated from the integrated system

통합시스템의 미니맵에서 움직일 수 있는 이동마스크를 이용하여 위성영상에 존재하는 Test-bed 해안지역을 통합시스템의 실행화면으로 불러온다. 통합시스 템의 실생화면에서 보여주는 Test-bed의 범위를 확대/축소하고 싶으면 미니맵 을 통해 Test-bed 범위를 확대 및 축소할 수 있다.



Fig. 30 Process of expanding and reducing the test-bed area through the mini-map of the integrated system

ANN 등과 같은 머신러닝 기술을 위성영상에 적용하여 토지 이용 현황을 파 악하기 위해서는 Test-bed 지역의 아리랑 위성영상으로부터 추출한 Training Sample 파일을 미리 제작한다. 그리고 통합시스템에서 불러온 아리랑 위성영상 에 ANN 기반 클러스터링(Clustering) 기술의 적용을 위해 통합시스템의 상단에 위치한 'Machine Learning', 'ANN Detection' 버튼을 이용하여 미리 제작 한 Training Sample 파일을 선택하고, 이를 기반으로 ANN 기법을 위성영상에 적용한다.





Fig. 31 Process of applying the ANN technique to Arirang satellite images based on the training sample file

ANN 기법을 Test bed 지역의 아리랑 위성영상에 적용한 결과는 아래의 Fig. 32에서 확인할 수 있다. 녹색 픽셀 그룹은 육지 클러스터를 의미하고, 파란 픽 셀 그룹은 물 클러스터를 의미한다.



Fig. 32 Water-land cluster created by applying the ANN technique to Arirang satellite images

ANN을 기반으로 아리랑 위성영상을 이용하여 탐지한 물 클러스터와 육지 클 러스터의 경계에 위치한 벡터 포맷의 해안선을 추출하기 위해서, 통합시스템의 'PringShapeFile', 'Coastline' 버튼을 이용하여 벡터포맷인 Shape 파일 형 태의 해안선을 제작한다.



Fig. 33 Process of producing vector-format shoreline data using the integrated system

제작한 벡터 포맷의 해안선 Shape 파일을 제작하고, 이를 통합시스템에 불러 오고 싶을 경우엔 Fig. 34와 같이 'ReadShapefile', 'OpenShapefile' 버튼을 이용한다.



Fig. 34 Process of loading the produced vector-format shoreline shape files onto the integrated system



통합시스템에 불러온 벡터 포맷의 해안선 Shape 파일의 결과는 Fig. 35에서 확인할 수 있다.



Fig. 35 Outcome of the vector-format shoreline shape files loaded onto the integrated system

 Fig. 36은 해안선 매핑 시스템의 최종 결과물인 벡터 포맷의 해안선 Shape

 파일을 최근 활발히 사용 중인 오픈소스 GIS 소트트웨어인 QGIS에서 불러온 결

 과를 보여준다.



Fig. 36 Vector-format shoreline shape file obtained using the QGIS software

해안선 변화 모니터링 시스템을 이용하여 해안선 변화 탐지 기능을 실행하기 위해서는 다중시기에 동일한 지역을 촬영한 아리랑 위성영상으로부터 추출한 두 개의 해안선이 필요하다. 우선 해안선 매핑 시스템을 이용하여 다중시기 아 리랑 위성영상으로부터 2개의 해안선을 Fig. 37에서 보는 바와 같이 추출한다. 그림에서 빨간색 선 및 녹색 선은 다중시기 아리랑 위성영상으로부터 추출한 2 개의 해안선을 의미한다.



Fig. 37 Two shoreline data extracted from multiple-time Arirang satellite images using the shoreline mapping system

해안선 매핑시스템을 이용하여 다중시기 해안선을 추출한 후, 해안선 변화 모니터링 시스템을 이용하여 다음의 과정을 거쳐 해안선 변화를 계산한다. 우 선 통합시스템의 'Shp Comparison' 버튼을 클릭한다.





Fig. 38 SHP comparison window loaded from the integrated system to implement the shoreline change monitoring function

Shp Comparison 창을 이용하여 다중시기 아리랑 위성영상으로부터 추출한 2 개의 해안선(2013년에 획득된 아리랑 위성영상으로부터 추출한 해안선 및 2016 년에 획득된 아리랑 위성영상으로부터 추출한 해안선)을 각각 입력한다.



Fig. 39 Process of inputting the two shoreline data extracted from multiple-time Arirang satellite images using the SHP comparison window

Shp Comparison 창을 이용하여 다중시기 아리랑 위성영상으로부터 추출한 2 개의 해안선을 입력하면, Fig. 40에서 보는 바와 같이 3개의 화면이 나타난다.

아래의 그림에서 오른쪽 상단 및 왼쪽 상단에서는 2013년 및 2016년에 획득된 아리랑 위성영상으로부터 각각 추출된 해안선을 의미하고, 하단에서는 두 해안 선을 겹친 모습을 보여준다.



Fig. 40 Three screens created by inputting the two shoreline data extracted from multiple-time Arirang satellite images using the SHP comparison window

→ G#연구재단 회중보고서#연구재단 사업 통합 프로그램 v2#GeoConverterCuda exe	375	0	×
= 37697 / 3600, 397107 - 247184 = 35627 - 46053 - 381697 - 01623 = 361627 - 46053 - 381697 - 01623 =			
2인명균 : 5.98747, 인량 : 553			
Meur (21, 21(3), defini); 0 Meural): 1, 1, 55(22; - defini(m); 0 sini(k): 554, 152, - defini(m); 10 sini(k): 440, - 407 sini(k): 440, - 407 sini(k			
의인평균 : 10. <mark>1</mark> 57, 라인랑 : 3			
Mex. 12 (2016, 2017) (2009) Mex.() 8, 423 (2017) Joint 1, 290, 252 point 1, 302, 24			
			-

Fig. 41 Outcome of the average travel distance of the two shoreline data automatically calculated using the shoreline change monitoring function

본 시스템에서는 일정한 간격의 점검 점을 이용하여 두 해안선의 평균 이동 거리를 계산하였다. 본 시스템을 통해 계산된 두 해안선의 평균 이동 거리는

Console 화면에서 나타나며, 최종 결과는 Fig. 41에서 확인할 수 있다. Fig. 41 에서 보는 바와 같이 2013년에 동해안을 촬영한 아리랑 위성영상으로부터 추출 한 해안선과 2016년에 동일한 지역을 촬영한 아리랑 위성영상으로부터 추출한 해안선의 평균이동거리는 5.98m 라는 사실을 본 연구를 통해 개발한 해안선 변 화 모니터링 시스템을 이용하여 알 수 있다.

위와 같이, 본 연구를 통해 개발한 해안선 매핑 및 변화 모니터링 시스템은 아리랑 위성영상을 이용하여 해안선의 위치를 정확하고 정밀하게 탐지하는 기 능과 해안선의 평균 이동거리를 정확하게 계산하는 기능을 모두 구현한다.





제 4 장 해안선 추출 및 변화 모니터링 시스템을 활용한 해안선 변화 분석 및 정확도 검증

4.1 정확도 검증을 위한 적용 지역 선정

본 연구를 통해 개발된 해안선 매핑 시스템의 기능 검증을 위해 다양한 연안 지역의 해안선의 위치를 추출하고 해안선 변화 탐지 모니터링을 위해 본 시스 템을 이용하여 다양한 지역의 KOMPSAT 위성영상을 기반으로 해안선을 추출하 였으며, 정확도 검증을 위한 알고리즘 적용 지역은 조수간만의 차이가 적어 Instantaneous shoreline(즉각적 해안선)과 Tide-coordinated shoreline(조수를 고 려한 해안선)가 거의 유사한 동해안 지역을 Test-bed로 선정하였다.





Fig. 42 Result of the application of the shoreline extraction algorithm to the eastern coastal areas to verify its accuracy



4.2 추출결과의 정확도 검증

Test-bed 지역을 촬영한 KOMPSAT-3A 영상을 이용하여 본 연구결과로 개발 한 해안선 매핑 프로토타입을 이용하여 추출한 NDWI/NDVI 기반 해안선과 본 연구결과로 개발한 해안선 매핑 시스템을 이용하여 추출한 머신러닝 기반 해안 선의 정확도를 비교하였다. 또한, 위성영상을 이용하여 전문가가 직접 수동으로 판독한 결과와 비교하여 정확도를 분석하였다. 정확도 검증과정은 다음과 같다.



Fig. 43 Process of verifying the accuracy of the shoreline extraction output

정확도 검증을 위해, 먼저 위성영상 수동 판독 상용 소프트웨어를 활용한 전 문가가 위성영상의 Test-bed 지역의 해안지역을 따라 일정한 간격으로 점검 점 (Checkpoints)을 선정하고 점검 점으로부터 해안선 까지 가장 가까운 거리에 관 한 통계를 계산함으로써 해안선의 정확도를 비교하였다. 또한 동일한 비교 방 법을 이용하여 위성영상으로부터 추출한 해안선의 정확도를 검증하였다.



Fig. 44 Comparison of ANN-based shoreline extraction accuracy

앞에서 언급한 바와 같이, KOMPSAT-3 위성영상을 기반으로 해안선 지역에 위치한 점검 점(Checkpoints)을 이용하여 점검 점으로부터 해안선까지의 직선거 리의 평균을 계산함으로써 비지도 학습 기반 해안선과 지도 학습 기반 해안선 의 정확도를 비교하였다. 두 해안선의 정확도 비교 결과는 아래 Table 1에서 확인할 수 있다.

Table 1. Comparison of shoreline extraction result accuracy

구분	비지도 학습 기법	지도학습(ANN) 기법
점검점에서 추출 해안선	3.05m	0.74m
까지의 적인 모자 거리 평균		

Table 1에서 보는 바와 같이, 두 해안선의 정확도를 비교한 결과, 본 연구 결과인 지도 학습 기반 해안선이 본 연구 결과인 비지도 학습 기반 해안선에 비해 더 높은 정확도를 보여주었고, 그 이유는 다음과 같다.

본 연구에서는 아리랑 위성영상의 분광 정보를 이용하여 NDVI(정규식생지

수) 및 NDWI(정규수분지수) 영상을 제작하고, 이를 기반으로 이진화 기법을 적 용하여 물과 육지 클래스로 표현되는 이진화 영상을 제작하고, 두 클래스의 경 계에 위치한 선을 추출하여 이를 비지도 학습 기반 해안선으로 정의하였다.

앞에서 언급한 바와 같이, 기계학습은 지도학습과 비지도학습으로 구분되며, 일반적으로 Training Sample을 기반으로 학습을 수행하는 지도학습 방법이 비 지도 학습에 비해 에러의 발생이 낮다. 따라서 비지도 학습인 이진화 기법을 통해 추출된 비지도 학습 기반 해안선에 비해 지도 학습인 ANN 기법을 통해 추출된 지도 학습 기반 해안선의 정확도가 더 높다고 할 수 있다.




제 5 장 결 론

본 논문에서는 고해상 KOMPSAT 시리즈 위성영상을 활용한 연안환경 정보제 공을 위한 해안선 추출 및 변화 모니터링 시스템 개발에 대해 서술하였다. 위 성영상 기반 해안선 자동 추출을 위해 기계학습 기반의 객체 추출 알고리즘을 구축하였으며, 구축된 알고리즘의 서비스 활용을 위해 Open CV 기반의 모니터 링 시스템 개발을 진행하였다. 또한, 추출된 해안선 정보의 정확도 검증을 위해 기존의 다양한 영상 객체 추출 기법 및 수동 디지타이징 결과와 비교하여 개발 된 알고리즘의 신뢰도를 검증하였다. 본 연구를 통해 얻어진 결론은 다음과 같 다.

첫째, 국내 연안환경에 적합한 영상기반 해안선 추출 알고리즘 구현을 위해 국내 위성인 KOMPSAT 시리즈 영상을 활용하였다. 또한, 기존 상용소프트웨어 를 통한 활용이 아닌 Open CV 기반의 해안선 추출 및 비교 분석이 가능한 시 스템을 구현하였다. 이를 통해 다양한 플랫폼 환경에서 활용이 가능할 것으로 사료된다. 특히 다시기 영상 기반 비교 분석 기능 구현을 통한 정량적 분석을 통해 해안선 변화의 추이를 모니터링 할 수 있어 연안환경 변화 분석을 위한 효과적 도구로 활용 가능하다 판단된다.

둘째, 고해상 영상기반 해안선 자동 추출 알고리즘 구축을 위해 ANN기반의 기계학습 기법을 적용하였다. 본 기법의 적용을 위해 KOMPSAT 영상으로부터 미리 추출한 Training Sample 데이터를 생성하였고, 이를 기반으로 클러스터링 기술을 적용하고 물, 육지 2진화 분류를 진행하여 벡터 포맷의 해안선을 추출 하였다. 이를 통해 기존 NDVI 기반의 해안선 추출 기법보다 정밀한 정확도를 가진 데이터 추출이 가능하며 또한, 벡터 포맷의 최종 데이터 산출을 통해 정 량적 데이터로서의 활용성을 극대화 하였다. 즉, 지리정보 분야의 표준화된 데 이터 형식으로 최종 결과를 산출함으로써 분석 결과에 대한 다양한 활용성을 확보하였다.



연안환경의 변화는 토지환경, 기후 등의 변화와는 달리 변화 속도가 느리고 광범위하게 나타나기 때문에 발생 시점의 정의가 어렵고 이로 인한 피해 역시 정량화하기 힘들다는 특징이 있다. 위성영상 기반의 지구 관측정보 분석의 가 장 큰 목적은 변화의 추이를 거시적으로 모니터링 하는데 있다고 볼 수 있으 며, 이러한 목적으로 미루어 볼 때 연안환경 변화에 대한 데이터 분석 도구로 적합하다고 판단할 수 있다.

따라서, 본 연구에서는 이러한 원격탐사 기반의 위성영상 정보를 연안환경 모니터링 분야에 더욱더 효과적으로 활용하기 위해 해안선을 추출하고 변화를 비교 분석하여 정량적으로 탐지 가능한 응용 소프트웨어를 개발하였다. 본 연 구를 통해 개발된 해안선 추출 알고리즘을 활용함으로 광범위하게 분포된 해안 선 변화를 신속하게 모니터링 함으로써 거시적 연안환경 변화에 대한 데이터 추출 도구로 활용 가능하다 판단된다.

하지만, 본 연구에서 개발된 해안선 추출 알고리즘이 완벽하다고 볼 수는 없 다. 더욱더 정확도 높은 데이터 추출을 위해 복잡도가 높은 해안선을 대상으로 신뢰도 높은 데이터를 추출할 수 있는 추가적인 연구가 필요하다 판단되며, 다 양한 요인에 의한 연안환경 변화 모니터링을 위해서 해안선 이외의 연안환경 요소를 모니터링 할 수 있는 객체 인식 기능이 추가적으로 개발되어야 할 것으 로 판단된다.



감사의 글

학부를 졸업하고 20년 만에 해사산업대학원에 진학하여 공부를 할 수 있게 많은 도움과 격려를 아끼지 않으셨던 많은 분들께 고마움을 전합니다.

회사생활이 바쁘다는 핑계로 인해 학위수료 후 반년동안 본 논문이 완성되기 까지 세심하게 보살펴 주신 신성렬 지도교수님께 감사를 드립니다. 바쁘신 일 정에도 불구하고 본 논문의 심사위원장을 맡아 많은 조언을 해주신 정우근 교 수님, 논문을 완성하기까지 많은 도움과 지식을 전해주신 해양과학기술연구소 백승균 교수님께 감사를 드립니다. 열정적으로 강의를 해주시고 미소를 지으시 며 대해주신 유경근 교수님, 물리탐사기초를 다지게 해주신 하지호 박사님께 감사를 드립니다. 그리고 바쁜 회사업무에 소흘히 했었던 학위과정동안 많은 도움과 편의를 봐준 안숙현 조교와 물리탐사공학 실험실의 권준석, 임채현, 김 대철, 짧은 기간동안 대학원 생활을 함께한 KT서브마린 임선호 팀장님, 극지연 구소 최연진 연구원 모두 고맙습니다.

특히 본 논문을 위해 끊임없이 보살펴주시고 여러모로 많은 도움을 주신 ㈜ 지오씨엔아이의 회장을 겸직하고 계신 경북대학교 과학기술대학 항공위성시스 템 전공 조명희 교수님과 항상 신경써주시고 격려를 아끼지 않으신 정연수 대 표이사님께 감사를 드립니다. 그리고 본 논문을 처음부터 끝까지 많은 지원을 해준 공간정보기술연구소 정윤재 박사, 바쁜 회사업무에도 자기일 처럼 힘든 내색 없이 도와준 최형욱 차장, 여러모로 배려해주신 홍강식 전무님, 이홍술전 무님, 박현철이사와 ㈜지오씨엔아이 모든 임직원 여러분께 감사드립니다.

그리고 대학원 진학에 많은 격려와 배려를 아끼지 않으신 마린리서치㈜ 김종 신 대표이사님과 심정구 이사님, 이수철 이사님, 마린리서치㈜ 모든 식구들에게 도 감사를 드립니다.

Collection @ kmou

사회에 첫 발을 내딛게 해주신 경일대학교 건설공학부 이영진 교수님, 느닷 없이 연락해도 항상 따뜻하게 맞아주시는 대구광역시 남형근 서기관님과 수리 이엔씨 조정관 본부장님, 형님처럼 늘 용기와 격려를 해주시는 부경대학교 토 목공학과 서용철 교수님, 자주 찾아뵙지 못하지만 격려와 조언을 아끼시지 않 는 서울시립대학교 공간정보공학과 권재현 교수님께도 감사드립니다.

사회 생활하는 동안 대학선배로서 많은 조언과 격려를 아끼지 않고 웃으면서 대해주는 중앙항업(주) 김상봉 선배님, 바쁘다는 핑계로 자주 연락을 못하지만 늘 걱정과 격려해주는 공간정보산업협회 정의훈 선배님, 국토해양부 이진혁 사 무관님께도 감사드립니다.

어릴 때부터 같이 어울리고 고민을 나눴던 이종섭, 조대식, 서경택, 전 유에 게도 고마움을 전합니다.

그리고 사회 첫발을 디딜 때부터 지금까지 사회 선배로서 관심과 걱정을 해 주시는 일미리회 식구들과 사회 친구 이상훈, 김태훈, 백호종, 신한섭에게도 고 마움을 전합니다.

끝으로 인생이라는 망망대해에서 헤매지 않고 나아갈 수 있도록 묵묵히 헌신 적인 뒷바라지를 해주신 부모님께 이 논문을 받칩니다. 유독 공부에는 취미가 없어서 노심초사 불안하셨던 아들이었지만 이제는 더 넓은 세상으로 나가 끊임 없이 도전하고 나눔과 베품을 실천하는 자랑스런 아들이 되겠습니다.

현재의 제가 있기까지 도움을 주신 모든 분들께 다신 한 번 더 감사를 드립 니다.

2018년 1월

구 본 엽 드림



References

정윤재. 2015a. 고해상도 위성영상과 LiDAR 자료를 활용한 해안지역에 인접한 농경지 추출에 관한 연구. 한국지리정보학회지, 18(1):170-181.

정윤재. 2015b. KOMPSAT-2영상과 항공 LiDAR 자료를 이용한 3차원 해안선 매핑. 한국측량학회지, 33(1):23-30.

Choung, Y. 2015. Development of a Dike Line Selection Method Using Multispectral Orthoimages and Topographic LiDAR Data Taken in the Nakdong River Basins. Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography, Vol. 33, No. 3, pp.155–161.

Choung, Y., Li, R., Jo, M. 2013. Development of a Vector-Based Method for Coastal Bluffline Mapping Using LiDAR Data and a Comparison Study in the Area of Lake Erie. Marine Geodesy, 36(3):285–302.

Choung, Y., Jo, M. 2017. Comparison between a Machine-learning-based Method and a Water-index-based Method for Shoreline Mapping Using a High-Resolution Satellite Image Acquired in Hwado Island, South Korea. Journal of Sensors, 2017:1-13.

Choung,Y., Jo, M. 2015. Shoreline Change Assessment for Various Types of Coasts Using Multi-Temporal Landsat Imagery of the East Coast of South Korea. Remote Sensing Letters, 7(1):91–100.

Choung, Y., Yun. H. 2014. Development of a Coastal Surface Monitoring System Using High-Resolution Images Taken in Haeundae, South Korea. Journal of Coastal Research, Special Issue(72):190–195.

Di, K., R. Ma, J. Wang, and R. Li, 2003. Automatic shoreline extraction from highresolution IKONOS satellite imagery. In Proceedings of the 2003 annual national conference on Digital government research, Boston, MA, 130: 1–4.

Gao, B. (1996), NDWI – a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space, Remote Sensing of Environment, Vol. 58, No. 3, pp. 257–266.



Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. 2007. Digital Image Processing(3rd Edition), Pearson, NJ, USA, 976 p.

Jensen, J.R. 2006. Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective (2nd Edition), Pearson, NJ, USA, 608 p.

Lee, I. (2012), Instaneous Shoreline Extraction Utilizing Integrated Spectrum and Shadow Analysis From LiDAR Data and High-resolution Satellite Imagery, Ph.D. dissertation, The Ohio State University, Columbus, OH, USA, 224p.

Lee, J., and Kim, Y. (2007), Coastline change analysis using RTK-GPS and aerial photo, Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry, and Cartography, Vol. 25, No. 3, pp. 191–198.

Li, R., Di, K., and Ma. R. (2003), 3d shoreline extraction from IKONOS satellite imagery, Marine Geodesy, Vol. 26, No.(1-2), pp. 107-115.

Liu, J., Li, R., Deshapnde, S., Niu, X., and Shih, T. (2009), Estimation of blufflines using topographic LiDAR data and orthoimages, PE&RS, Vol. 75, No. 1, pp. 69–79.

Mcfeeters, S. (1996), The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features, International Journal of Remote Sensing, Vol. 17, No. 7, pp. 1425–1432.

Otsu, N. 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66. Shalowitz, A. (1964), Shore and Sea Boundaries, Volume 2, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Ocean Service, Washington, D.C., USA, 631p.

Wie, K. and Jeong, J. (2006), Development of shoreline extraction algorithm using airborne LiDAR data, Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry, and Cartography, Vol. 24, No. 2, pp. 209–215.

Xu, H. (2006), Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery, International Journal of Remote Sensing, Vol. 27, No. 14, pp. 3025–3033.

Collection @ kmou