

위성영상을 활용한 해안선 탐지 연구동향

강태순* · 유호준**† · 황예진***

* 지오시스템리서치 1본부 1본부장, ** 지오시스템리서치 연안관리부 선임연구원,

*** 지오시스템리서치 연안관리부 전임연구원

Advances in Shoreline Detection using Satellite Imagery

Tae-Soon Kang* · Ho-Jun Yoo**† · Ye-Jin Hwang***

* Head Manager, 1st headquarter, Geosystem Research Corp., Gunpo 15807, Korea

** Senior Assistant Engineer, Dept. of Coastal Management, Geosystem Research Corp., Gunpo 15807, Korea

*** Associate Research Engineer, Dept. of Coastal Management, Geosystem Research Corp., Gunpo 15807, Korea

요 약 : 빠르게 변화하는 연안지형과 연안침식의 동적변화 현상을 이해하기 위해서는 시·공간의 연속성이 포함된 짧은 주기 그리고 지속적인 모니터링이 필요하다. 최근 영상 모니터링 분석기술 발전과 함께 원격감지를 활용한 연안 모니터링 연구가 다수 이루어지고 있다. 원격 감지는 일반적으로 항공기나 위성으로부터 거리를 두고 측정된 영상을 활용하여 객체나 지역에 관한 정보를 추출하는 기술로 연안 지형변화를 빠르고 정확하게 분석할 수 있는 장점이 있어 그 활용도가 점차 증가하는 추세이다. 원격 위성영상 기반 해안선 탐지는 위성 영상으로부터 측정가능한 해안선 정의, 해안선 탐지기술 적용을 통한 해안선 추출로 수행된다. 기존 문헌에서 조사된 다양한 자료로부터 위성 영상기반 해안선 정의, 원격 위성영상 현황, 기존 연구동향, 위성영상 기반 해안선 탐지 기술연구 동향을 분석하였으며, 분석 결과로부터 최신 연구동향, 이상적인 해안선 추출 및 고도화된 디지털 모니터링과의 연계를 위한 실용적 기법을 검토을 위한 연구를 제안한다. 향후 한반도 전역의 변화 경향과 침식정도의 파악을 위해서는 국지적 모니터링에서 벗어나, 광역 위성 영상 등 디지털 모니터링을 활용한 능동적인 모니터링 체계를 구축할 필요가 있으며 해안선 탐지 분야는 지속적인 연구와 분석 기술의 발전이 가속화 될 것으로 판단된다.

핵심용어 : 위성영상, 해안선 탐지, 순간해안선, 원격 감지, 디지털 모니터링

Abstract : To comprehensively grasp the dynamic changes in the coastal terrain and coastal erosion, it is imperative to incorporate temporal and spatial continuity through frequent and continuous monitoring. Recently, there has been a proliferation of research in coastal monitoring using remote sensing, accompanied by advancements in image monitoring and analysis technologies. Remote sensing, typically involves collection of images from aircraft or satellites from a distance, and offers distinct advantages in swiftly and accurately analyzing coastal terrain changes, leading to an escalating trend in its utilization. Remote satellite image-based coastal line detection involves defining measurable coastal lines from satellite images and extracting coastal lines by applying coastal line detection technology. Drawing from the various data sources surveyed in existing literature, this study has comprehensively analyzed encompassing the definition of coastal lines based on satellite images, current status of remote satellite imagery, existing research trends, and evolving landscape of technology for satellite image-based coastal line detection. Based on the results, research directions, on latest trends, practical techniques for ideal coastal line extraction, and enhanced integration with advanced digital monitoring were proposed. To effectively capture the changing trends and erosion levels across the entire Korean Peninsula in future, it is vital to move beyond localized monitoring and establish an active monitoring framework using digital monitoring, such as broad-scale satellite imagery. In light of these results, it is anticipated that the coastal line detection field will expedite the progression of ongoing research practices and analytical technologies.

Key Words : Satellite imagery, Shoreline detection, Instantaneous shoreline, Remote sensing, Digital monitoring

* First Author : kangts@geosr.com, 031-5180-5703

† Corresponding Author : yoohj@geosr.com, 031-5180-5779

1. 서론

연안은 인류발전과 더불어 오랜기간 동안 인간 생활환경의 근거지이다. 전세계 33개 거대도시 중 21개가 연안에 위치하며, 전세계 인구의 41%인 약 24억명 정도가 해안선 100km 이내에 거주하는 등 인구밀집도가 증가하는 공간이다(Martinez et al., 2007). 인류의 경제 발전은 연안의 경제·산업시설 증가를 동반하는 등 그 이용도를 크게 증가시켰으며, 이는 연안역의 환경·수질·생태 변화와 연안침식을 유발하였다(Neumann et al., 2015).

일반적인 자연해안은 계절적인 변화 경향을 거쳐 해안형태와 해안선이 변화하지만, 수년동안의 장기적으로 보았을 때 평형상태를 유지한다. 그러나, 방파제(breakwater), 돌제(groyne)와 같은 인공구조물이 축조되거나, 하천기원 토사공급 감소 등에 의해 인근 해안의 장기적인 평형체계가 붕괴되고 해안형태와 해안선이 급격히 변화하며 지속적인 연안침식이 발생한다(Yang et al., 1990).

연안 침식은 전 세계적인 이슈로, 해수면 상승, 태풍 내습과 강도증가, 해면 기온상승 등 극단적인 기후변화를 동반한 재해현상은 인구, 인프라 및 환경 자체에 중대한 위협을 주고, 침식현상을 더욱 심화시킬 우려가 크다. 따라서, 지속적인 모니터링과 적절한 대응대책 수립이 중요하다(Mentaschi et al., 2018). 이 맥락에서 연안 과학자, 공학자 및 관리자들에게 의해 수행되는 다양한 모니터링 및 분석은 연안을 효과적으로 관리하고, 동적 연안환경 변화를 이해하기 위한 필수적 요소이다.

해안선은 육지와 바다 사이의 경계로 해수면, 파고, 조수, 근해 해류에 따라 연안환경이 동적으로 변화하는 지역에 위치한다(Boak and Turner, 2005). 다양한 시·공간의 해안선 자료는 연안 근접 지역에서 beach scarp, beach cups의 발생 및 소멸 과정과 침식 우세지역 및 해빈 퇴적물 이동 프로세스를 이해하기 위한 주요자료이다(Roelvink et al., 2020). 이 자료를 통해 연안 공학자들은 장기 해안침식과 폭풍을 동반한 급격한 해안 변화과정을 평가할 수 있다(Kroon et al., 2007).

빠르게 변화하는 연안지형과 연안침식의 동적변화 현상을 이해하기 위해서는 시·공간의 연속성이 포함된 짧은 주기 그리고 지속적인 모니터링이 필요하다(Kang et al., 2017). 해안선 추출에는 현장 측량에서부터 영상 모니터링 기반 추출 방법까지 다양한 방법이 포함되지만, 현재까지 정확한 해안선을 추출하는 것은 쉽지 않으며, 일반화된 방법론은 제시된 바가 없다. 현재 정확도 면에서 가장 신뢰도가 높은 방법은 Geographic Positioning System(GPS)기반 현장 측량이다. 이 방법은 비교적 정확한 해안선 자료를 추출할 수 있는 장점이 있지만, 측량 시 소요 시간 및 인력 비용을 무시할 수 없으며, 시·공간적으로 제한적 정보를 제공한다(Lee and

Kim, 2007; Ouma and Tateishi, 2006).

최근 영상 모니터링 분석기술 발전과 함께 원격감지를 활용한 연안 모니터링 연구가 다수 이루어지고 있다. 원격 감지는 일반적으로 항공기나 위성으로부터 거리를 두고 측정된 영상을 활용하여 객체나 지역에 관한 정보를 추출하는 기술로 연안 지형변화를 빠르고 정확하게 분석할 수 있는 장점이 있다(Lee et al., 2021).

원격 위성영상 기반 해안선 탐지는 위성영상으로부터 측정가능한 해안선 정의, 해안선 탐지기술 적용을 통한 해안선 추출로 수행된다(Payo et al., 2020). 본 연구에서는 기존 문헌에서 보고된 원격 위성영상 기반 해안선 탐지 기법을 수집하고, 최근 연구동향을 분석하였다. 기존 문헌으로부터 해안선의 경계, 원격 위성영상 현황, 기존 연구동향, 위성영상 기반 해안선 탐지기술 연구 동향을 분석하였다. 분석 결과로부터 최신 연구동향과 이상적인 해안선 추출 및 고도화된 디지털 모니터링과의 연계를 위한 실용적 기법을 검토하여 제안한다.

2. 연구 내용

2.1 해안선 경계

해안선은 해양 및 육지 영역 사이 선형경계이다. 이는 매우 간단하지만, 지형학적 측면, 조수 수위 또는 식물 구성과 같은 다양한 기준에 따라 해안선 위치와 정의가 달라질 수 있으며, 수리학적 측면에서 연안의 수위변화(파도, 조수, 지하수, 폭풍파, 파 처오름과 처내림 등)가 동적으로 발생하므로 실제 해안선의 위치를 정의하는 것은 쉽지 않다(Toure et al., 2019; Boak and Turner, 2005), 따라서, 일관된 해안선을 정의하는 것은 서로 다른 해안선 위치 간의 불일치나 불확실성을 최소화하고, 실제 침식·퇴적 등 해안선 변화를 탐지하기 위한 중요한 사항이다(Liu, 2009).

해안선은 역동적인 연안 환경특성과 관련이 있으므로, 영상자료를 활용할 때 특징 분석이 가능한 지역으로 인식될 필요가 있다. 해빈 단면을 예로 들면 Fig. 1과 같이, 해빈 끝단의 인공구조물 위치(A~C), vegetation 형성 및 beach scarp, berm 등이 포함된 형태학적 특징(D~F), 해안선은 영상기반 추출 시점의 수위(G~N) 등 해빈 단면 이미지에서 특징이 포함된 지역을 기준으로 설정할 수 있다(Boak and Turner, 2005).

보편적으로 원격영상에 기반한 해안선 정의는 해당지역의 원격영상 취득시점의 순간(Instantaneous) 수위선(K)으로 정의되며(Luijendijk et al., 2018; Bishop-Taylor et al., 2019), 다양한 기법을 통해 추출된 해안선은 동일 시기의 측량 자료와 비교하여 그 유효성을 검증한 사례가 다수 증가하고 있다(Vos et al., 2019; Xu, 2018; Sekovski et al., 2014; Garcia-Rubio et al., 2015; Hagenaars et al., 2018).

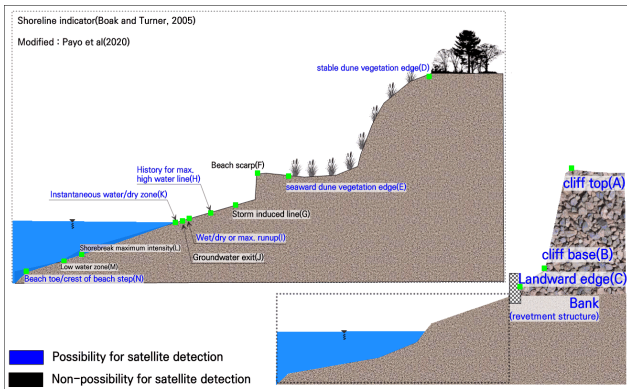


Fig. 1. Shoreline indicators analyzed from satellite image.

2.2 원격 위성영상 현황

기존 연구사례를 분석하여 해안선 분석에 활용 가능한 다중 스펙트럼 밴드 위성을 분석하였다. 다중 스펙트럼 밴드 위성은 가시광선, 근적외선(NIR) 및 단파적외선(SWIR)과 같은 긴 파장으로 이루어진 이산적인 대역이 포함되며(Ose et al., 2016), Landsat, Sentinel-2 등 최근 고해상도 데이터를 무료로 제공하여 전세계를 포함한 광역 모니터링 및 해안의 고해상도 모니터링 기회를 제공하고 있다(McAllister et al., 2022). 다중 스펙트럼 밴드 위성을 조사하여 무료/유료로 구분하고, 공개시기, 촬영주기, 해상도를 분석하면 Fig. 2와 같다.

유료 영상은 대체로 Digital Globe에서 제공하는 WorldView, GeoEye, QuickBird, IKONOS 위성과, 프랑스 국립 우주 연구 센터의 SPOT 위성을 통해 제공하며, 사용자의 요청에 따라 관심지역(ROI, Region Of Interest)에 대한 영상을 제공한다. 유료 위성영상은 대체로 5m 이하 고해상도이며, 촬영주기는 5일 이하빈도로 제공한다. 무료 영상은 Landsat 1-8, Sentinel 1, 2가 대표적이다. Landsat 위성은 발사 순서에 따라 해상도가 80m에서 약 15m로 개선되고 촬영주기가 18일에서 16일로 약간 감소하였으며, 1999년 Landsat 7이 공개된 이후 공간 해상도가 크게 개선되고, Landsat 8 이후 활용 가능한 밴드 수가 증가되었다(U.S. Geological Survey, 2016).

Sentinel-2는 유럽 우주기구(ESA, European Space Agency)에서 발사된 가시/근적외선(VNIR) 및 단파 적외선 스펙트럼 범위(SWIR)의 13개 스펙트럼 채널을 갖춘 위성으로, Sentinel-2A(2015년 발사)와 Sentinel-2B(2017년 발사) 서로 상반된 180도 위상차에 위치한 두 개의 트윈 위성을 이용해서 5일 간격의 고밀도 주기 데이터를 제공한다.

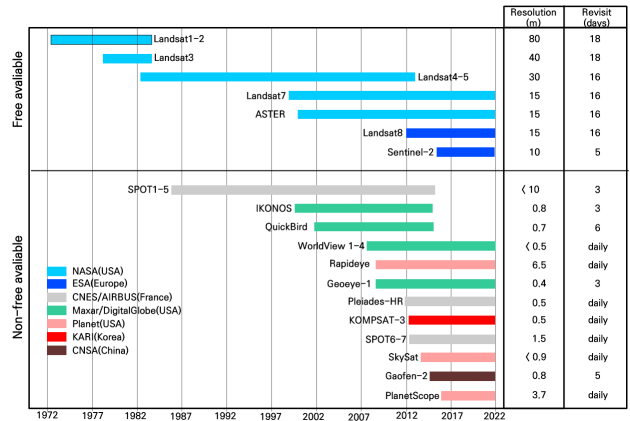


Fig. 2. Analyzed of satellites include multi-spectral band that can be used for shoreline analysis (modified after Turner et al., 2021).

2.3 기존연구 동향 분석

위성영상 기반 해안선 탐지의 다양한 기존 연구사례를 수집하고, 해안선 정의, 분석에 활용된 위성 자료 및 해상도, 분석영역 및 분석기간, 해안선 분석방법을 조사하여 Table 1에, 주요연도별 분석방법 및 분석영역을 Fig. 3에 제시하였다. 해안선 정의는 Fig. 1의 구분대상을 참조하고, 기존 문헌을 분류하여 설정하였다. 분석 영역의 A는 5km² 이하의 단일 해빈, B는 50km² 이하의 표사계, C는 100km² 이하의 지역, D는 100km² 이상의 대륙, E는 전세계 규모를 의미한다.

기존 문헌 분석결과에 의하면, 위성영상을 통한 해빈 끝단의 인공구조물(A-C) 해안선 식별은 그림자를 포함하여 절벽 구조물로 인해 발생하는 오차를 극복해야 하며, 이를 위해 고해상도 위성자료의 필요성과 그 활용에 대해 연구한 사례가 있다(Eguchi and Albino, 2018; Balaji et al., 2017; Sparavigna, 2016; Dogru et al., 2006). vegetation 형성 및 beach scarp, berm 등 형태학적 특징(D-F)이 구분된 지역의 해안선 인식은 Edge detection 기반 30년간 해안선을 비교한 Cenci et al.(2017), 비교적 간단한 머신러닝 기반으로 해안선을 인식한 Tarnizi et al.(2014), 고해상도 위성자료와 Supervised 학습 기반으로 해안선은 인식한 Bengoufa et al.(2021), Roger et al.(2021) 사례가 있으며, 이 연구에서는 모래와의 명확한 픽셀값 차이를 통해 이를 식별하였다.

Table 1과 같이 영상촬영 시점의 수위(G-N)를 해안선으로 정의하고 이를 다른 추출기법을 통한 해안선과 비교하거나, 현장측량 자료와 비교하여 유효성을 검증한 사례가 있으며(Li et al., 2018; Xu, 2018, Vos et al., 2019), 위성영상 촬영 시점의 조위를 반영한 연구가 일부 연구자에 의해 수행된 바 있다(Luijendijk et al., 2018; Bishop-Taylor et al., 2019).

위성영상의 공간 해상도는 해안선 식별 및 추출과 매우 밀접한 관련이 있다. 고해상도 위성영상을 통해 모래 언덕선, 식물선, 절벽 등 다양한 해안선이 식별 가능하며, 해상도가 낮아질수록 불분명한 영상에서 이를 인지하기 위해 고도화·전문화된 기술이 필요하다. Landsat와 Sentinel-2 위성영상은 다년간 축적된 중해상도 영상을 무료로 사용할 수 있다는 장점으로 최근 공개 후 이를 활용하고 분석 방법도 다양해졌다(Erdem et al., 2021; Figliomeni et al., 2023; Cheng et al., 2017; Vos et al., 2019). WorldView, GeoEye, Quickbird와 같은 고해상도 위성(<3m)을 사용하여 해안선을 분석한 일부 연구에 의하면, 고해상도 위성자료는 방대한 데이터에 의해 수동(Manual) 또는 Supervised, Unsupervised기반의 머신러닝(Machine Learning) 기반 해안선 추출기법이 주로 적용되고 있으며, 추출기법의 다양성은 다소 제한적이다(Randazzo et al., 2020; Chen and Chang, 2009). 위성영상 기반 해안선 변화 연구의 공간범위는 20 km 내외로 초점을 맞추고 있으며, 대륙(Continental, $\geq 100\text{km}$) 규모 이상의 연구가 일부 수행되었다(Cenci et al., 2017; Bishop-Taylor et al., 2019; Luijendijk et al., 2018; Mentaschi et al., 2018). 광학 위성영상 기반의 추출된 해안선이 입도, 해안선 형상 등 해안선의 성질을 대표할 수 없으며, 모든 해안이 모래성질이 아니므로 기존연구를 통한 분석결과, 위성영상 활용은 지역 규모로, 분석방법은 표준화 시도를 위한 다양한 방법론 제시 단계로 나타났다.

지형 특징을 추출하는 데 사용되는 해안선의 규모 또한 탐구되어야 한다. 이를 통해 위성 영상을 활용하여 세계적인 해안선 변화 동향을 더 잘 이해할 수 있다(Fig. 3). 해안선 지표의 유형이나 추출 방법에 따라 다를 수 있지만, Table 1과 같이 대부분의 연구는 B, C 구간에 초점을 맞추고 있으며, 대륙 규모(D)를 기반으로 한 연구가 일부 수행된 바 있다(Cenci et al., 2017; Xu et al., 2018; Luijendijk et al., 2018).

Luijendijk et al.(2018)의 연구는 위성 이미지를 사용하여 전 세계적인 해안선을 추출하는 대표적인 방법을 보여준다. 모든 모래 해변의 추출에 초점을 맞추어 NDWI(Normalized Difference Water Index) 기법을 통해 해안선을 추출하였다. 이 연구는 전세계 모래해안의 침식에 대한 변화경향을 보여주는 시사점이 있으나, 모래 해변에 국한하며, 특히 인공구조물이 다수 설치된 일본, 한국 등의 해안가에 적용하기에는 적절한 보완이 필요한 것으로 사료된다.

Landsat과 Sentinel-2 위성은 매월 10개 이상의 다양한 밴드 이미지를 무료로 제공하고 있으며, 이를 활용한 다년간의 해안선 변화 연구는 매년 하계 영상을 활용하는 것을 제안하였다(Rogers et al., 2021; Chen and Chang, 2009; Almonacid-Caballer et al., 2016; Vos et al., 2019; Xu, 2018; Al-Mansoori and Al-Marzouqi, 2016). 이는 구름이 적고 계절 변화의 영향을 최소화하기 위함으로 사료된다.

Landsat 또는 Sentinel-2 위성영상을 활용하여 분석한 연구는 표사계(B) 규모 이상, 10년 이상의 분석을 통해 대상지역의 장기 해안선 변화를 분석하며, 자료 취득의 용이성과 효율적인 분석방법 채택을 통한 장기변화 파악을 목적으로 하기 때문이다(Darwish and Smith, 2023; Vos et al., 2019; Luijendijk et al., 2018). 장기 해안선변화 연구는 해안선의 공간 비교 및 모니터링의 자동화, 다중밴드 통합기반 해안선 추출의 효율성을 위해 색인(Indexing) 기법을 채택한 연구가 다수 포함된다. 머신러닝(Machine Learning)을 활용한 연구는 대체로 비교기간이 짧으며, 새로운 기법에 대한 검토와 기존기법과의 비교를 수행하여 연구 신뢰성을 확보한다.

2.4 위성영상 기반 해안선 탐지기술

기존 연구동향을 분석하여 위성영상 기반 해안선 탐지의 다양한 기술을 조사하고, 이를 동일한 특성으로 분류하면 Fig. 4와 같이 색인(Indexing), 머신러닝(ML, Machine Learning), 분할(Segmentation)등으로 구분할 수 있다.

색인(Indexing)은 해안선을 추출하기 위한 가장 일반적인 기법으로, 정확도 확보 및 추출 해안선의 일관성이 유지되는 장점이 있으며, Threshold(Otsu, 1979), NDWI(Normalized Difference Water Index)와 MNDWI(Modified Normalized Difference Water Index), AWEI(Automated Water Extraction Index)가 이에 포함된다.

임계값(Threshold)은 자동 히스토그램 기반 기법으로 그레이스케일 이미지를 육역-해역 이진 이미지(0, 1)로 변환하여 처리하는 방법이다. 영상이미지로부터 임계점을 기준으로 두가지 분류로 구분하며, 최적 임계값 또는 수동 임계값은 이미지의 순간 해안선과 가장 일치하는 해안선을 재현할 수 있다(Randazzo et al., 2020; Spinosa et al., 2021; Chen and Chang, 2009). 이미지로부터 표현되는 모든 경우의 수 중에서 두 부류의 명암 분포가 가장 균일할 때의 임계값을 선택하는 것이 중요하며, 최근 sub-pixel 기법이 포함된 zero-threshold가 연구된 바 있다(Bishop-Taylor et al., 2019). NDWI는 육지와 해역을 구분하기 위해 Green 밴드와 SWIR 밴드(McFeeters, 1996) 또는 NIR 밴드와 SWIR 밴드(Gao, 1996)를 사용하여 grayscale image를 생성하고 임계값을 통해 해안선을 식별하는 기법이다. 이 기법은 개방형 해역 특징을 강조하여 육역-해역을 구분하고, 해안선을 추출하는데 다수 활용되고 있다(Sunder et al., 2017; Luijendijk et al., 2018; Choung and Jo, 2017; Al-Mansoori and Al-Marzouqi, 2016; Kalkan et al., 2013). MNDWI는 Middle Infrared 밴드를 사용하며, NDWI에서 발생하는 cliff, structure 등의 음영대(shadow zone) 발생 문제를 보완하기 위해 개발되었다(Xu, 2006). 이 기법은 물 픽셀과 음영대가 분명히 대조되며, 해안선을 비교적 정확하게 추출할 수 있는 장점이

있다(Xu, 2018; Hagenaars et al., 2018; Yin and He, 2011; Vos et al., 2019; Thanh Tung et al., 2021).

AWEI는 녹색 및 근적외선 또는 단파 복사의 상대적 비율을 기반으로 하는 NDWI 및 MNDWI와 달리 5개종의 spectrum 밴드를 포함한 여러 스펙트럼 대역의 합을 기반으로 하며, 광범위한 해안 및 해역에서 더 높은 물 식별 정확도를 생성하는 기법이다(Feyisa et al., 2014). 물과 육지 등급 간의 스펙트럼 대비를 최대화하여 음영대로부터 noise를 억제하며 해안선 탐지 정확도를 향상시키는 장점이 있다.

NDWI/MNDWI는 머신러닝과 분류기술이 함께 사용되어 해안선 추출 과정을 개선하는 데 활용되었으며(Vos et al., 2019; Luijendijk et al., 2018), 해안선 추출 유형의 정확도를 비교하기 위해 사용된 바 있다(Acharya et al., 2016).

머신러닝(Machine Learning)은 위성영상에 포함된 밴드의 종류가 많을수록 분류에 활용할 수 있는 학습 데이터가 많아져 해안선 추출 결과를 개선할 수 있는 장점이 있으며, 분류에만 사용(Garcia-Rubio et al., 2015; Hagenaars et al., 2018) 또는 서로 조합(Vos et al., 2019; Luijendijk et al., 2018)하여 활용되는 추세이다. 머신러닝은 비지도 학습(Unsupervised)과 지도 학습(Supervised)으로 구분할 수 있다.

비지도 학습은 개별 픽셀과 픽셀 군집 간의 유사성 및 특징탐색으로 패턴을 생성하며 학습 픽셀이 실제와 유사한 패턴을 가지도록 학습하고 있다(Garcia-Rubio et al., 2015; Esmail et al., 2019). 반복적으로 분류를 수행하고 통계량을 재계산하는 알고리즘인 ISODATA(Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique)와 K-Means기법을 예로 들 수 있다. ISODATA기법은 새로운 군집 중심을 생성하고, 군집 간의 평균값을 기준으로 합병/분할하여 임계값에 수렴되도록 한다(Ali et al., 2015; Sekovski et al., 2014). K-Means은 유사성에 기반하여 픽셀 값들을 클러스터로 그룹화하고 있다. ISODATA기법과 유사하지만 K-Means에서는 클러스터의 수가 학습하기 이전에 사전 정의된다. 학습 초기에 각 픽셀을 임의의 클러스터에 할당하여 각 클러스터의 중심점을 찾고 가장 가까운 중심점을 가진 클러스터에 재할당하는 방식이다(Borra et al., 2005).

지도 학습은 이미지 분류에 적용되기 전, 데이터셋과 해당 패턴에 대한 사전 정보를 기반으로 학습하고 예측한다. 지도 학습에서 사용자는 미리 정의된 학습 데이터셋을 알고리즘에 제공하며, 픽셀값과 출력값의 패턴을 학습하고 있다. 반복학습과 분류기법은 알고리즘에 따라 다르다. 최대우도법(MLC, Maximum Likelihood) 기법은 학습 픽셀에 각각의 클래스에 속할 높은 확률을 할당하는 방식이다(Sekovski et al., 2014). 최소거리법(MD, Minimum Distance)은 픽셀과 샘플의 거리를 계산한 최소거리 결정에 기반하며, 예측값을 픽셀을

할당한다(Thirunavkkarsu and Santhosh Baboo, 2014). 마할노비스 거리(Mahalanobis distance)기법은 최소 거리와 유사한 기법으로, 픽셀의 분산, 공분산을 고려하는 방식이며, 단위가 없는 척도 불변의 데이터 상관 관계가 고려된 기법이다(Thirunavkkarsu and Santhosh Baboo, 2014). 평행육면체(Parallelepiped)기법은 평균과 표준편차 임계값(클래스의 최소 및 최대 한계)에 기반하여 차원을 정의한다. 단순한 결정 경계를 제공하여 원격감지 데이터를 분류하는 데 계산 효율적인 방법으로, 일부 학습된 픽셀 간 상대적인 중첩도 포함된다.

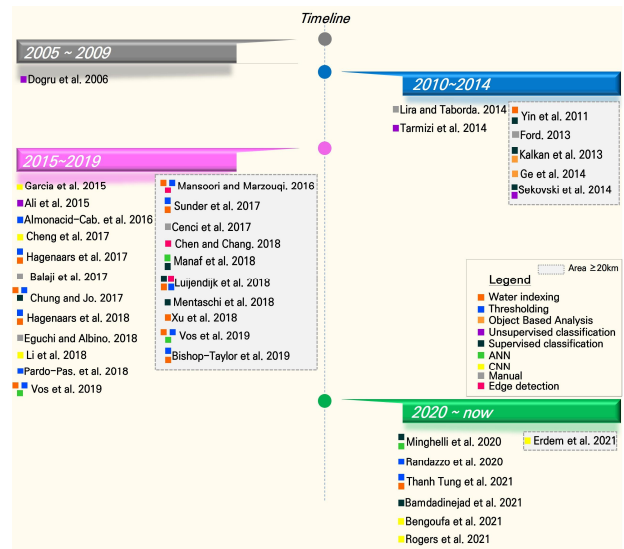


Fig. 3. Time-line of shoreline analysis methods using satellite imagery.

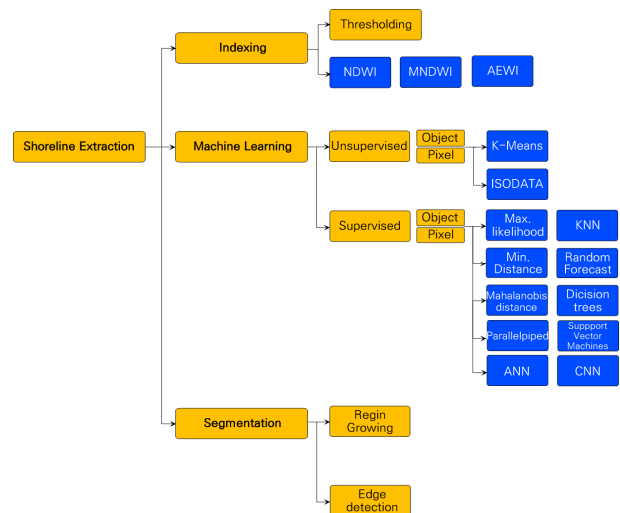


Fig. 4. Tree diagram of shoreline extraction methods (modified after McAllister et al., 2022).

위성영상을 활용한 해안선 탐지 연구동향

Table 1. Shoreline definition, satellite data and resolution used for analysis, area, period and analysis method

| Shoreline definition | Satellite | | Analysis | | | Reference | |
|----------------------|-------------|------|----------|---------------|-------------------|-----------------------|---|
| | Name | Res. | Area* | Period (year) | Classification | | Method |
| Artificial (A~C) | Geobases | ≤10 | A | 50 | Segmentation | Edge detection | Eguchi and Albino (2018) |
| | GoogleEarth | ≥20 | A | 13 | | Sparavigna (2016) | |
| | CARTOSAT | ≤10 | A | 4 | ML(Supervised) | Vectorization | Balaji et al. (2017) |
| | Landsat 5 | ≥20 | B | 15 | ML(Unsupervised) | ISODATA | Dogru et al. (2006) |
| Berm (D~F) | Landsat 5 | ≥20 | C | 26 | Segmentation | GbSAM | Cenci et al. (2017) |
| | QuickBird | ≤10 | A | 1 | ML(Unsupervised) | ISODATA | Tarmizi et al. (2014) |
| | GEOBIA | ≤10 | A | 1 | ML(Supervised) | CNN | Bengoufa et al. (2021) |
| | Planet | ≤10 | A | 10 | | NDVI, CNN | Roger et al. (2021) |
| Waterline (G~N) | Geoeye-1 | ≤10 | A | 5 | Indexing | Threshold | Randazzo et al. (2020) |
| | Landsat 5 | ≥20 | E | 30 | | NDWI | Luijendijk et al. (2018) Hagenaars et al. (2018) Choung and Jo (2017) Bishop-Taylor et al. (2019) Liu et al. (2016) |
| | Sentinel-2 | ≤20 | A | 5 | | | |
| | WorldView-2 | ≤10 | B | 1 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | D | 1 | | | |
| | Landsat 8 | ≥20 | C | 1 | | | |
| | Landsat 7 | ≥20 | C | 20 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | D | 30 | | MNDWI | Yulfa et al. (2022) Darwish and Smith. (2023) Xu (2018) Behling et al. (2018) Thanh Tung et al. (2021) Fuad and Fais (2017) Zhang et al. (2012) |
| | Landsat 5 | ≥20 | D | 30 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | B | 30 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | A | 30 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | C | 34 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | C | 5 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | D | 3 | | | |
| | Landsat 5 | ≥20 | D | 3 | | | |
| | GoogleEarth | ≥20 | C | 3 | NDWI, MNDWI, AWEI | Sunder et al. (2017) | |
| | Landsat 8 | ≥20 | C | 6 | ML(Unsupervised) | K-Mean | Figliomeni et al. (2023) |
| | WorldView-2 | ≤10 | B | 6 | | ISODATA | Sekovski et al. (2014) |
| | SPOT | ≤10 | A | 3 | | ISODATA | Garcia-Rubio et al. (2015) |
| | GoogleEarth | ≥20 | A | 1 | | SeNet | Cheng et al. (2017) |
| | Landsat 8 | ≥20 | B | 5 | | Maximum Likelihood | Gireesh et al. (2023) |
| | Landsat 8 | ≥20 | B | 1 | | NDWI, SVM | Kalkan et al. (2013) |
| | Sentinel-2 | ≤10 | C | 5 | | SVM | Gumuscu et al. (2023) |
| | Landsat 5 | ≥20 | B | 30 | | SVM | Bamdadinejad et al. (2021) |
| | GoogleEarth | ≥20 | b | 1 | | U-Net | Li et al. (2018) |
| | Landsat 8 | ≥20 | B | 1 | | U-Net | Erdem et al. (2021) |
| | Landsat 8 | ≥20 | D | 5 | | NDWI, U-Net | Aghdami-Nia et al. (2022) |
| | WorldView-2 | ≤10 | A | 1 | | NDWI, J-Net | Zollini et al. (2019) |
| Sentinel-2 | ≤10 | C | 2 | MNDWI, J-Net | | Zollini et al. (2023) | |
| Sentinel-2 | ≤20 | A | 30 | MNDWI, ANN | | Vos et al. (2019) | |
| Waterline (G~N) | Sentinel-1 | ≤10 | A | 1 | Segmentation | Edge detection | Spinosa et al. (2021) |
| | SPOT | ≤10 | A | 10 | | | Ruiz-Beltran et al. (2019) |
| | Landsat 5 | ≥20 | E | 32 | | | Mentaschi et al. (2018) |
| | Landsat 5 | ≥20 | A | 14 | | | Almonacid-Caballer et al. (2016) |
| | SPOT | ≤10 | B | 2 | | | Mury et al. (2019) |

*A : ≤5km², B : ≤50km², C : ≤100km², D : ≥100km², E : Global

KNN(K-Nearest Neighbour)은 유사 픽셀이 최소 거리에 있을수록 동일한 클래스에 속할 가능성이 높다는 가정에 기반하여 학습대상 픽셀을 탐색하고 가장 많이 나타나는 클래스를 선택하여 최종값을 부여하는 기법이다. 의사결정 나무(Decision Tree)는 지도 학습 기법으로, 훈련 데이터가 반복적으로 분할되며 임계값을 기준으로 노드를 정의하는 결정 트리를 생성하는 기법이다. SVM(Support Vector Machine)은 서로 다른 반사 특성을 가진 연안 특징을 식별하기 위한 방법으로, 공간 데이터를 분할하기 위해 데이터간 최대거리 기준의 2차원 선 또는 2차원 평면을 탐색하고 최적값을 결정한다(Choung and Jo, 2017)하는 기법으로 중고 해상도 위성 분석에 활용된 바 있다(Gumuscu et al., 2023).

인공신경망(ANN, Artificial Neural Network)은 효과적으로 해안선을 찾기 위해 퍼셉트론을 응용한 오차역전파법을 이용하는 다층 퍼셉트론을 활용한 기법으로, 은닉층을 포함한 다층 신경망을 주로 활용된다. 합성곱신경망(CNN, Convolution Neural Network)은 영상 내 객체탐지를 위한 기법으로, 공간 및 픽셀의 변수 요소 모두를 활용하여 픽셀의 해안선을 탐지하는 기법이다(Cheng et al., 2017). 관심 영역의 픽셀 값과 이웃 픽셀 값을 함께 고려하여 위성 이미지에서 가장자리를 효과적으로 식별할 수 있다(Rogers et al., 2021).

분할(Segmentation)은 육지/해양 임계값을 검출하기 위한 수동 기법으로, Region Growing과 Edge Detection이 활용된다.

Region Growing은 영상 처리 기술 중 하나로, 초기 시드(seed) 영역에서 인접 픽셀들과 비교하며 특정 기준을 만족하는 픽셀을 동일한 영역으로 확장해나가는 방법이다. 영역 확장에 사용되는 기준을 조절하여 추출되는 해안선의 정확성과 세밀함을 조절할 수 있으며, 초기 시드 선택과 인접 픽셀의 비교방법에 따라 정확도가 달라진다. Edge Detection은 Canny Edge Detection 기법이 다수 활용된다. Canny Edge Detection은 노이즈를 제거하고 정확한 경계를 찾아내는 과정을 거쳐 이미지 내의 경계를 감지한다. 이 방법은 Gaussian blur, Gradient calculation, Non-maximum suppression, Hysteresis threshold 과정을 거쳐 최종 경계로 판정되며, 이미지 내의 노이즈를 최소화하고 정확한 경계를 찾을 수 있는 장점으로 해안선 추출 외 다양한 분야에 대표적으로 활용되고 있다.

3. 토 의

위성 영상을 활용한 해안선 탐지에 관한 선행 연구 사례를 조사하고, 다양한 측면에서 분석하였으며, 이러한 연구들을 토대로 후속 연구의 방향에 대한 고찰을 토의한다.

해안선 탐지에서 선행되어야 할 요소는 해안선 정의이다. 본 연구에서 리뷰한 다양한 연구사례는 대부분 모래 해안에

국한되어 있으며, 전세계 해안은 다양한 유형, 성질, 환경이 존재하고 모래해안은 31%에 불과하므로 일관된 해안선 정의지표를 반영하는 것은 한계가 있다(Luijendijk et al., 2018). 일부 해안은 해빈이 존재하지 않고 절벽, 암반 등으로 구성될 수 있으며 모래 해안과 동일한 방법을 통해 이를 해안선으로 판별하기 위한 추가 연구가 필요하다(Yin and He, 2011). 또한, 중·저해상도 위성은 단일 픽셀의 해상도에 해안/육역 등 다량의 정보가 포함되는 경우가 있으므로, 해안선 인식을 높이기 위해 추가적인 전·후처리 과정 또는 시스템이 연계될 가능성도 배제할 수 없다.

WorldView2, SPOT, Quickbird, Pleiades와 같은 고해상도 위성영상은 중·저해상도 위성의 해상도 문제를 단번에 해결할 수 있지만, Fig. 1과 같이 대체로 자료 추출기간이 짧거나, 비용적 문제에서 한계가 발생하므로, 중·저해상도 위성과 복합적으로 검토되거나, 중요 침식지역의 단기변화를 파악하는데 활용도가 높을 것으로 보인다.

신뢰할 수 있는 해안선 추출 기법으로부터 해안선변화 분석을 위해 고려해야 할 요소는 계절적 변동성이다. 실제 장기간의 해안선 분석에는 공통된 계절을 사용하며, 이는 위성영상은 평면상의 해안선 인식을 효과적으로 보여줄 수 있고, 계절에 의해 변동되는 해안의 저질, 경사를 반영하지 못하기 때문이다. 해안선변화의 계절변동은 매년 주기적으로 발생하며, 연변화 분석 시 분석 시기가 통일되지 못하면, 침식 및 퇴적 분석의 큰 오류가 발생할 수 있다. 다년간의 변화를 고려하지 않는 많은 연구에서 검토되어야 할 중요한 사항이다.

Landsat과 Sentinel-2의 공개로 위성영상의 분석기술은 괄목할만한 발전을 이루었으며, 해안선 추출에 대한 다양한 분석기술이 제시되었다. 다년간의 대규모 데이터 셋을 자동화·표준화 하기 위한 분석기술은 단일 기술뿐만 아니라 여러 방법의 조합을 통해 정확성을 향상시키기 위해 사용되고 있지만, 이러한 방법은 더 빠른 처리속도와 수동 해석에서 벗어난 자동화 요구하며, 사용자 판단이 최소화된 능동적인 시스템으로 변화할 필요가 있다.

위성영상의 활용 사례와 다양한 분석 방법을 수집하여 연구 동향을 검토하였으며 다양한 분석사례로부터 위성영상 분석과정을 판별한 결과, 표준화된 분석방법이 필요한 것으로 판단된다. 중요사항은 장기 해안선 분석간 일관적인 해석을 수행하여야 하며, 동일 사이트에 다른 기간, 다른 자료를 비교하더라도 그 변화 경향은 유사해야 한다는 것이다. 괄목할만한 점은 위성영상을 통한 해안선 탐지 분야는 지속적인 연구사례와 학술논문을 통해 발전하고 있으며, 최근 도입된 머신러닝 계열의 다양한 신경망 기법은 현재 제안된 다양한 옵션으로 인한 사용자 결정 과정을 줄이고 모든 시

간 및 공간 규모에 대한 표준화된 접근 방식을 진전시키는데 활용된다는 점이다(Aghdami-Nia et al., 2022; Zollini et al., 2019; Zollini et al., 2023). 이러한 기법은 대체로 복합 방법을 통해 해안선 탐지를 수행하므로, 후속연구를 통해 적절한 복합 기법에 대한 연구 및 분석 기법의 적정성을 판단하는 과정이 필요함을 시사한다.

4. 결론

위성 영상을 활용한 해안선 탐지에 관한 다양한 선행 연구 사례를 수집·분석하였다. 위성영상의 발전 속도와 더불어 분석기술은 다양하게 제안되었으며, 분석대상의 시·공간 영역 또한 점차 확장되고 있다.

본 논문에서 분석된 대부분의 해안선 정의는 순간적인 해안선이 80%로 가장 많으며, 이는 위성영상 자료에 의존됨을 알 수 있다. 그러나, 본 논문에서 분석된 다양한 기법은 대부분 모래 해변을 대상으로 분석되었으며, 여러 유형의 해안에 적용하기 위해 분석기법이 보완될 필요가 있음을 시사한다.

머신러닝 기법은 기존기법과 결합된 복합적 해석을 통해, 점진적으로 연구내용이 증가함을 알 수 있지만, 해안선 변화의 패턴과 변화 상관관계가 포함된 자료가 다수 필요하며, 지속 연구를 통해 자료 누적, 복합적 분석 기법의 타당성 검토 등이 보완될 필요가 있다.

국내에 적용된 다수의 인공구조물은 연안의 평형상태를 변화시키며, 기존과 다른 형태의 침식을 유발하고 연안환경을 변화시켰다. 국지적 해안변화 모니터링에서 벗어나, 한반도 전역의 변화 경향과 침식정도의 파악을 위해서는 광역 위성 영상 등 디지털 모니터링을 활용하여 능동적 환경을 구축할 필요가 있으며 이는 해안선 탐지 분야는 지속적인 연구사례와 분석 기술의 발전을 가속화할 것으로 판단된다.

Luijendijk et al.(2018) 등의 선행연구는 전세계적인 변화경향을 파악한 핵심 연구내용으로, 이와 유사한 기법 또는 복합적 머신러닝을 활용한 자동화 기법을 국내 환경에 개선적용 할 수 있도록 적절한 방안이 필요하며, 디지털 모니터링의 능동적인 표출환경 구축과 활용성의 확장을 위해 kiosk, app, web 등의 IoT를 통한 표출과 디지털트윈 플랫폼을 도입 방안도 향후 고려대상에 포함될 여지가 있다.

감사의 글

이 논문은 2023년도 해양수산부 재원으로 해양수산과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2023-00256687, 순환적응형 연안침식 관리기술 개발).

References

- [1] Acharya, T. D., D. H. Lee, I. T. Yang, and J. K. Lee(2016), Identification of water bodies in a landsat 8 OLI image using a J48 decision tree. *Sensors*. Vol. 16, No. 7, pp. 1-16.
- [2] Aghdami-Nia, M., R. Shah-Hpsseomo, A. Rostami, and S. Homayouni(2022), Automatic coastline extraction through enhanced sea-land segmentation by modifying Standard U-Net, *J. of Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 109, pp. 1-15.
- [3] Al-Mansoori, S. and F. Al-Marzouqi(2016), Coastline extraction using satellite imagery and image processing techniques international journal of current engineering and Technology coastline extraction using satellite imagery and image processing techniques. In: 1245| *International Journal of Current Engineering and Technology*, Vol. 6. Issue 4, pp. 1-7.
- [4] Ali, T. A., S. Atabay, M. Mortula, and R. Ma(2015), Semiautomatic extraction of the shoreline from high-resolution satellite imagery and coastal terrain model. *Survey. Land Inf. Sci.* Vol. 74, pp. 15-21.
- [5] Almonacid-Caballer, J., E. S´anchez-Garcia, J. E. Pardo-Pascual, A. A. Balaguer-Beser, and J. Palomar-V´azquez(2016), Evaluation of annual mean shoreline position deduced from Landsat imagery as a mid-term coastal evolution indicator. *Mar. Geol.* Vol. 372, pp. 79-88.
- [6] Bamdadinejad, M., M. J. Ketabdari, and S. M. H. Chavooshi (2021), Shoreline extraction using image processing of satellite imageries. *J. Indian Soc. Rem. Sens.* Vol. 49, pp. 2365-2375.
- [7] Balaji, R., K. S. Sathish, and A. Misra(2017), Understanding the effects of seawall construction using a combination of analytical modelling and remote sensing techniques: case study of Fansa, Gujarat, India. *Int. J. Ocean Clim. Sys.* Vol. 8, pp. 153-160.
- [8] Behling, R., R. Milewski, and S. Chabrilat(2018), Spatiotemporal shoreline dynamics of Namibian coastal lagoons derived by a dense remote sensing time series approach, *J. of Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 68, pp. 262-271.
- [9] Bengoufa, S., S. Niculescu, M. K. Mihoubi, R. Belkessa, and K. Abbad(2021), Rocky shoreline extraction using a deep learning model and object-based image analysis. *Int. Arch. Photogram. Rem. Sens. Spatial Inf. Sci.* pp. 23-29.
- [10] Bishop-Taylor, R., S. Sagar, L. Lymburner, I. Alam, and J. Sixsmith(2019), Sub-pixel waterline extraction: characterising

- accuracy and sensitivity to indices and spectra. *Rem. Sens. Environ.* Vol. 11, No. 24, pp. 1-23.
- [11] Boak, E. H. and I. L. Turner(2005), Shoreline Definition and Detection: A Review. *Journal of Coastal Research*, Vol. 21, No. 4, pp. 688-703.
- [12] Borra, S., R. Thanki, and N. Dey(2005), Clustering and unsupervised classification. In: *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer-Verlag, pp. 249-266.
- [13] Chen, W. W. and H. K. Chang(2009), Estimation of shoreline position and change from satellite images considering tidal variation. *Estuar. Coast Shelf Sci.* Vol. 84, No. 1, pp. 54-60.
- [14] Cenci, L., L. Disperati, M. G. Persichillo, E. R. Oliveira, F. L. Alves, and M. Phillips(2017), *GIScience & Remote Sensing Integrating remote sensing and GIS techniques for monitoring and modeling shoreline evolution to support coastal risk management*, article.
- [15] Cheng, D., G. Meng, G. Cheng, and C. Pan(2017), SeNet: structured edge network for sea&land segmentation. *Geosci. Rem. Sens. Lett. IEEE* Vol. 14, No. 2, pp. 247-254.
- [16] Choung, Y. J. and M. H. Jo(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. *J. Sens.* pp. 1-13.
- [17] Darwish, K. and S. Smith(2023), Landsat-Based Assessment of Morphological Changes along the Sinai Mediterranean Coast between 1990 and 2020. *Remote Sens.* Vol. 15, pp. 1-18.
- [18] Dogru, O. A., F. B. Balcik, C. Goksel, and N. Ulugtekin (2006), Monitoring coastal dunes by using remote sensing and GIS integration in northwest Turkey: a case study of Kilyos dunes. *Fresenius Environ. Bull.* Vol. 15, pp. 1216-1220.
- [19] Eguchi, B. M. M. and J. Albino(2018), Bluff retreat induced by wave action on a tropical beach, in Espirito Santo, Brazil. *Revista Brasileira de Geofisica* Vol. 36 No. 4, pp. 569-580.
- [20] Erdem, F., B. Bayram, T. Bakirman, O. C. Bayrak, and B. Akpinar(2021), An ensemble deep learning based shoreline segmentation approach (WaterNet) from Landsat 8 OLI images. *Adv. Space Res.* Vol. 67, No. 3, pp. 964-974.
- [21] Esmail, M., W. E. Mahmood, and H. Fath(2019), Assessment and prediction of shoreline change using multi-temporal satellite images and statistics: case study of Damietta coast, Egypt. *Appl. Ocean Res.* Vol. 82, pp. 274-282.
- [22] Feyisa, G. L., H. Meilby, R. Fensholt, and S. R. Proud(2014), Automated Water Extraction Index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Rem. Sens. Environ.* Vol. 140, pp. 23-35.
- [23] Figliomeni, F. G., F. Guastafarro, C. Parente, and A. Vallario (2023), A Proposal for Automatic Coastline Extraction from Landsat 8 OLI Images Combining Modified Optimum Index Factor (MOIF) and K-Means. *Remote Sens.* Vol. 15, pp. 1-27.
- [24] Fuad, M. A. Z. and M. Fais(2017), Automatic Detection of Decadal Shoreline Change on Northern Coastal of Gresik, East Java-Indonesia, Conference paper *Earth and Environment Science*, Vol. 98, pp. 1-11.
- [25] Garcia-Rubio, G., D. Huntley, and P. Russell(2015), Evaluating shoreline identification using optical satellite images. *Mar. Geol.* Vol. 359, pp. 96-105.
- [26] Gao, B. C.(1996), NDWI-a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Rem. Sens. Environ.* Vol. 58, No. 3, pp. 257-266.
- [27] Gireesh, B., P. S. N. Acharyulu, C. H. Venkateswarlu, B. Sivaiah, K. Venkateswararao, K. V. S. R. Prasad, and C. V. Naidu(2023), Extraction and mapping of shoreline changes along the Visakhapatnam-Kakinada coast using satellite imageries. *J. Earth Syst. Sci.* Vol. 132, pp. 1-16.
- [28] Gumuscu, I., F. Altas, B. Turkecul, H. A. Kaya, F. Erdem, T. Bakirman, B. and Bayram(2023), Water-body Segmentation in Heterogeneous Hydrodynamic and Morphodynamic Structured Coastal Areas by Machine Learning, *J. of Environment and Geoinfor.* Vol. 10, pp. 100-110.
- [29] Hagenaars, G., S. de Vries, A. P. Luijendijk, W. P. de Boer, and A. J. H. M. Reniers(2018), On the accuracy of automated shoreline detection derived from satellite imagery: a case study of the sand motor mega-scale nourishment. *Coast Eng.* Vol. 133, pp. 113-125.
- [30] Kalkan, K., B. Bayram, D. Maktav, and F. Sunar(2013), Comparison of support vector machine and object based classification methods for coastline detection. *Int. Arch. Photogram. Rem. Sens. Spatical. Inf. Sci* Vol. 40, pp. 125-127.
- [31] Kang, T. S., J. B. Kim, G. Y. Kim, J. K. Kim, and C. S. Hwang(2017), Variation Characteristics of Haeundae Beach using Video Image, *Journal of Ocean Engineering and Technology* Vol. 31, No. 1, pp. 60-68.
- [32] Kroon, A., M. A. Davidson, S. G. J. Aarninkhof, R. Archetti, C. Armaroli, M. Gonzalez, S. Medri, A. Osorio, T. Aagaard, and R. A. Holman(2007), Application of remote sensing video systems to coastline management problems. *Journal of Coast.*

- Eng., Vol. 54, pp. 493-505.
- [33] Li, R., W. Liu, L. Yang, S. Sun, W. Hu, F. Zhang, and W. Li(2018), DeepUNet: a deep fully convolutional network for pixel-level sea-land segmentation. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Rem. Sens.* Vol. 11, pp. 3954-3962.
- [34] Liu, H.(2009), Shoreline mapping and coastal change studies using remote sensing imagery and LIDAR data. *Lect. Notes Geoinf. Cartogr.* pp. 297-322.
- [35] Liu, Z., Z. Yao, and R. Wang(2016), Assessing methods of identifying open water bodies using Landsat 8 OLI imagery. *Environmental Earth Sciences* Vol. 75(10), pp. 1-13.
- [36] Lee, J. W. and Y. S. Kim(2007), Coastline Change Analysis Using RTK-GPS and Aerial Photo. *Journal of the Korean Society of Survey*, Vol. 25, No. 3, pp 191-198.
- [37] Lee, J. G., K. Y. Kim, and J. H. Ryu(2021), A Study on the Possibility of Short-term Monitoring of Coastal Topography Changes Using GOCI-II. *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 37, No. 5, pp. 1329-1340.
- [38] Luijendijk, A. G., R. Hagenaars, F. Ranasinghe, G. D. Baart, and S. Aarninkhof(2018), The state of the world's beaches. *Sci. Rep.* Vol. 8, No. 1, pp. 1-11.
- [39] Martinez, M. L., A. Intralawan, G. Vazquez, O. Perez-Maqueo, P. Sutton, and R. Landgrave(2007), The coasts of our world: Ecological, economic and social importance. *Ecological Economics*. Vol. 63, pp. 254-272.
- [40] McAllister, E., A. Payo, A. Novellino, and T. Dolphin(2022), Multispectral satellite imagery and machine learning for the extraction of shoreline indicators. *Coastal Engineering*, Vol 174, pp. 1-24.
- [41] McFeeters, S. K.(1996), The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Rem. Sens.* Vol. 17 No. 7, pp. 1425-1432.
- [42] Mentaschi, L., M. I. Vousdoukas, J. F. Pekel, E. Voukouvalas, and L. Feyen(2018), Global long-term observations of coastal erosion and accretion. *Sci Rep.* Vol. 8, 12876.
- [43] Mury, A., M. Jeanson, A. Collin, D. James, and S. Etienne (2019), High Resolution Shoreline and Shelly Ridge Monitoring over Stormy Winter Events: A Case Study in the Megatidal Bay of Mont-Saint-Michel (France). *Journal of Marine Science*, 2019, 7, 97. pp. 1-14.
- [44] Neumann, B., A. T. Vafeidis, J. Zimmermann, and R. J. Nicholls(2015), Future coastal population growth and exposure to sea-level rise and coastal flooding-a global assessment. *PLoS ONE*, Vol. 10.
- [45] Otsu, N.(1979), Threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* Vol. 9, No. 1, pp. 62-66.
- [46] Ose, K., T. Corpetti, and L. Demagistri(2016), Multispectral satellite image processing. In: *Optical Remote Sensing of Land Surface: Techniques and Methods*. Elsevier Inc, pp. 58-124.
- [47] Ouma, Y. O. and R. Tateishi(2006), A Water Index for Rapid Mapping of Shoreline Changes of Five East African Rift Valley Lakes: An Empirical Analysis Using Landsat TM and ETM+ Data. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, pp. 3153-3181.
- [48] Payo, A., M. Hennen, J. Martinez, X. Monteys, T. Jaegler, F. R. Martin-Lauzer, C. Jacobs, and M. A. Ellis(2020), Monitoring Coastal Change from space; what end users need and what is feasible. *J. of Coastal management*, pp. 213-228.
- [49] Randazzo, G., G. Barreca, M. Cascio, A. Crupi, M. Fontana, F. Gregorio, S. Lanza, and A. Muzirafuti(2020), Analysis of very high spatial resolution images for automatic shoreline extraction and satellite-derived bathymetry mapping. *Geosciences*, Vol. 10, No. 5, pp. 1-19.
- [50] Roelvink, D., B. Huisman, A.Elghandour, M. Ghonim, and J. Reynolds(2020), Efficient Modeling of Complex Sandy Coastal Evolution at Monthly to Century Time Scales. *Front. Mar. Sci.* Vol. 7, pp. 1121-1138.
- [51] Ruiz-Beltran, A. P., A. Astorga-Moar, P. Salles, and C. M. Appendini(2019), Short-Term Shoreline Trend Detection Patterns Using SPOT-5 Image Fusion in the Northwest of Yucatan, Mexico. *J. of Estuaries and Coasts*, Special issue, pp. 1-14.
- [52] Rogers, M. S. J., M. Bithell, S. M. Brooks, and T. Spencer (2021), VEdge_Detector: automated coastal vegetation edge detection using a convolutional neural network. *Int. J. Rem.Sens.* Vol. 42, No. 13, pp. 4809-4839.
- [53] Sekovski, I., F. Stecchi, F. Mancini, and L. Del Rio(2014), Image classification methods applied to shoreline extraction on very high-resolution multispectral imagery. *Int. J. Rem. Sens.* Vol. 35, No. 10, pp. 3556-3578.
- [54] Sparavigna, A. C.(2016), Analysis of the motion of some Brazilian coastal dunes. *Int. J. Sci.* Vol. 2 No. 1, pp. 22-31.
- [55] Spinosa, A., A. Ziamba, A. Saponieri, L. Damiani, and G. El Serafy(2021), Remote Sensing-Based Automatic Detection of Shoreline Position: A Case Study in Apulia Region. *J. Mar. Sci. Eng.* Vol. 9, pp. 1-20.

- [56] Sunder, S., R. Ramsankaran, and B. Ramakrishnan(2017), Inter-comparison of remote sensing sensing-based shoreline mapping techniques at different coastal stretches of India. *Environ. Monit. Assess.* Vol. 189, No. 6, pp. 1-13.
- [57] Tarmizi, N. M., A. M. Samad, and M. S. M. Yusop(2014), Shoreline data extraction from QuickBird satellite image using semi- automatic technique. In: *Proceedings - 2014IEEE*, pp. 157-162.
- [58] Thanh Tung, T., N. Quang Chien, and D. Xuan Tinh(2021), Sand-spit evolution and inlet dynamics derived from satellite images: a case study for tien Chau inlet, Vietnam. *Lect. Eng. Civ. Eng.* Vol. 145, pp. 287-293.
- [59] Thirunavkkarsu, S. and S. Santhosh Baboo(2014), Performance of RGB and L base supervised classification technique using multispectral satellite imagery. *Journal of Engineering Research and Applications*, Vol. 4, pp. 1-9.
- [60] Toure, S., O. Diop, K. Kpalma, and A. S. Maiga(2019), Shoreline Detection using Optical Remote Sensing: A Review, *International Journal of Geo-Information*, Vol. 8, No. 75, pp. 1-21.
- [61] Turner, I. L., M. D. Harley, R. Almar, and E. W. J. Bergsma (2021), Satellite optical imagery in coastal engineering. *Coast Eng.* Vol. 167, pp. 1-8.
- [62] U.S. Geological Survey(2016), Landsat 9. In: *Fact Sheet*.
- [63] Vos, K., M. D. Harley, K. D. Splinter, J. A. Simmons, and I. L. Turner(2019), Sub-annual to multi-decadal shoreline variability from publicly available satellite imagery. *Coast Eng.* 150, pp. 160-174.
- [64] Xu, H.(2006), Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Rem. Sens.* Vol. 27, No. 14, pp. 3025-3033.
- [65] Xu, N.(2018), Detecting coastline change with all available landsat data over 1986-2015: a case study for the state of Texas, USA. *Atmosphere.* Vol. 9, No. 3, pp. 1-20.
- [66] Yang, I. T., H. G. Choi, U. N. Kim, and K. S. Jo,(1990), A Study on the Shoreline Changes By the Geodetic Characteristics of the East Sea and on the Numerical Model for its Predicting. *Journal of the Korean Society of Survey*, Vol. 8, No. 2, pp. 9-16.
- [67] Yin, J. and F. He(2011), Researching the method of coastline extracted by remote sensing image. In: *2011 International Conference on Remote Sensing*, pp. 3441-3444.
- [68] Zhang, X., X. Zhang, Q. Lan, and M. H. Ali Baig(2012), Automated detection of coastline using Landsat TM based on water index and edge detection methods. *2012 Second International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications*.
- [69] Zollini, S., M. Alicandro, M. Cuevas-Gonzalez, V. Baiocchi, D. Dominici, and P. M. Buscema(2019), Shoreline Extraction Based on an Active Connection Matrix (ACM) Image Enhancement Strategy. *J. Mar. Sci. Eng.* pp. 1-17.
- [70] Zollini, S., D. Dominici, M. Alicandro, M. Cuevas-Gonzalez, E. Angelats, F. Ribas, and G. Simarro(2023), New Methodology for Shoreline Extraction Using Optical and Radar (SAR) Satellite Imagery. *J. Mar. Sci.* pp. 1-25.

Received : 2023. 09. 27.

Revised : 2023. 10. 26.

Accepted : 2023. 10. 27.