

분광정합 및 혼합 분석 방법을 활용한 위험·유해물질 스티렌 탐지

박재진* · 박경애*** · 김태성*** · 이문진****

* 서울대학교 지구과학교육과 연수연구원, ** 서울대학교 지구과학교육과 교수,
*** 선박해양플랜트연구소 선임연구원, **** 선박해양플랜트연구소 책임연구원

Hazardous and Noxious Substances (HNSs) Styrene Detection Using Spectral Matching and Mixture Analysis Methods

Jae-Jin Park* · Kyung-Ae Park***† · Tae-Sung Kim*** · Moonjin Lee****

* Postdoctoral Researcher, Department of Earth Science Education, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

** Professor, Department of Earth Science Education, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

*** Senior Researcher, Korea Research Institute of Ships and Ocean Engineering, Daejeon 34103, Korea

**** Principal Researcher, Korea Research Institute of Ships and Ocean Engineering, Daejeon 34103, Korea

요약 : 국내외 해상 위험·유해물질(Hazardous and Noxious Substances, HNS) 물동량이 증가함에 따라 HNS 유출 사고의 위험성이 점차 높아지고 있다. 해상에 유출된 HNS는 해양생태계 파괴를 비롯한 해양환경 오염 및 인명피해를 유발하며, 화재 및 폭발 등을 동반한 2차 사고 발생 가능성도 존재한다. 따라서 해상 HNS의 신속한 탐지와 각 물질 특성에 적합한 방제전략을 수립해야 한다. 본 연구에서는 초분광 원격탐사에 기반한 지상 HNS 유출 실험 과정 및 탐지 알고리즘 적용 결과를 제시하고자 한다. 이를 위해 프랑스 브레스트 지역의 야외 풀장에서 스티렌을 유출한 후 초분광 센서를 활용한 동시 관측을 수행하였다. 순수 스티렌 및 해수 스펙트럼은 주성분 분석(principal component analysis, PCA) 및 N-Findr 기법을 적용하여 추출하였으며, 또한 spectral distance similarity (SDS), spectral correlation similarity (SCS), spectral similarity value (SSV), spectral angle mapper (SAM)을 포함한 분광정합 기법을 적용하여 초분광 영상 내 화소들을 스티렌 및 해수로 분류하였다. 그 결과 SDS 및 SSV 기법이 우수한 스티렌 탐지 결과를 보여주었으며, 스티렌 총 면적은 약 1.03 m²로 추정되었다. 본 연구는 해상 HNS 모니터링에 주요 역할을 할 것으로 기대된다.

핵심어 : 위험·유해물질, 원격탐사, 초분광, 탐지, 스티렌

Abstract : As the volume of marine hazardous and noxious substances (HNSs) transported in domestic and overseas seas increases, the risk of HNS spill accidents is gradually increasing. HNS leaked into the sea causes destruction of marine ecosystems, pollution of the marine environment, and human casualties. Secondary accidents accompanied by fire and explosion are possible. Therefore, various types of HNSs must be rapidly detected, and a control strategy suitable for the characteristics of each substance must be established. In this study, the ground HNS spill experiment process and application result of detection algorithms were presented based on hyperspectral remote sensing. For this, styrene was spilled in an outdoor pool in Brest, France, and simultaneous observation was performed through a hyperspectral sensor. Pure styrene and seawater spectra were extracted by applying principal component analysis (PCA) and the N-Findr method. In addition, pixels in hyperspectral image were classified with styrene and seawater by applying spectral matching techniques such as spectral distance similarity (SDS), spectral correlation similarity (SCS), spectral similarity value (SSV), and spectral angle mapper (SAM). As a result, the SDS and SSV techniques showed good styrene detection results, and the total extent of styrene was estimated to be approximately 1.03 m². The study is expected to play a major role in marine HNS monitoring.

Key Words : Hazardous and noxious substances, Remote sensing, Hyperspectral, Detection, Styrene

* First Author : jaejinpark@snu.ac.kr, 02-882-7781

† Corresponding Author : kapark@snu.ac.kr, 02-880-7780

1. 서론

석유화학공업이 발달로 인해 화학물질의 종류 및 생산량이 증가하였으며 선박을 통해 운송되는 해상 화학물질 물동량 또한 꾸준히 상승하고 있다. 이는 상시 운송과정에서 유해 화학물질 유출 사고의 잠재적 위험성이 높아짐을 의미한다. 위험·유해물질(Hazardous and Noxious Substances, HNS) 오염사고 대비·대응 및 협력에 관한 의정서(OPRC-HNS)에 따르면 HNS는 ‘기름을 제외한 물질로 해양환경에 유입되면 인간의 건강과 해양생물자원 또는 생명체에 해롭고, 해양의 쾌적성을 손상하거나 다른 합법적인 바다의 이용에 방해가 되는 물질’로 정의하였다. 전 세계적으로 약 6,000여 종의 HNS가 규정되어 있으며, 우리나라 해상을 통해 운송되는 HNS는 약 1,100여 종으로 그 종류는 점점 증가하는 추세이다(Lee and Oh, 2014). 더불어 선박의 대형화 및 고속화는 국내외 해상 HNS 물동량 상승의 주요 원인으로 작용하였다. 국내 유류 및 HNS 해상 물동량은 2006년부터 2010년까지 전체 해상 화물 중 약 45%를 차지하며, 동일 기간내 유류 및 HNS 물동량 상승 비율은 각각 3.1%, 40.56%이다(Cho et al., 2013; Woo and Lee, 2016).

2000년 10월 프랑스 Barts 섬 인근 해역에서 화학유조선 *levoli sun*호로부터 다량의 HNS가 유출되었으며, 당시 선박에는 3,999톤의 스티렌(styrene), 1,027톤의 메틸에틸케톤(methyl ethyl ketone), 996톤의 아이소프로필 알코올(isopropyl alcohol)이 적재된 것으로 알려져 있다(Law et al., 2003). 2005년에는 중국 지린 석유화학공장에서 폭발사고가 발생하여 벤젠(benzene) 100톤이 인근 송화강으로 유입되는 대규모 수질오염사고도 발생하였다(Levshina et al., 2009). 최근 2018년 1월 6일에는 동중국해에서 유조선 상치호와 화물선 크리스탈호가 서로 충돌하여 상치호에서 약 1주일 동안 화재가 발생하였으며, 이로 인해 약 136,000톤의 컨덴세이트(condensate)와 약 1,800톤의 벙커C유(bunker-C oil)가 해상에 유출되었다(Chen et al., 2020; Sun et al., 2018).

HNS는 유독성, 폭발성, 가연성, 부식성, 반응성, 자극성 등을 포함한 다양한 물리·화학적 성질을 가지므로 해상에 유출될 시 해양환경, 인명 및 재산 피해를 발생시킨다. 특히 톨루엔(toluene), 자일렌(xylene), 스티렌 같은 독성 화학물질은 호흡이나 피부를 통해 해양 유기체 및 인체에 흡수되어 심각한 부작용을 유발한다(Nascimento et al., 2020; Park et al., 2016). 기름과 달리 대부분의 HNS는 무색으로 육안으로 구분하기 어렵고, 폭발 및 화재 위험으로 인해 사람이 쉽게 접근할 수 없는 한계를 가지므로 HNS 사고는 대형재난으로

발전될 가능성이 크다(Lee and Jung, 2013). 또한 해상에 유출된 HNS는 바람, 조류, 해류의 영향을 받아 단시간에 넓은 지역으로 확산되므로 HNS 사고 피해 최소화를 위해서는 신속하고 효과적인 대응 전략이 필요하다.

대표적인 해상 HNS 탐지 방법으로는 인공위성 및 항공기 기반의 원격탐사를 활용하는 방안이 존재하며, 이것은 실시간 모니터링이 가능하고 광역의 해역을 고해상도로 관측할 수 있으므로 HNS 탐지에 효과적이다(Angelliaume et al., 2017; Park et al., 2021). 특히 초분광센서는 10개 이하의 스펙트럼 밴드를 활용하는 다중분광센서에 비해 동일한 파장 범위를 좁고 연속적인 수백개의 채널로 구분하여 더욱 세부적인 지상 물체의 반사 특성을 추출할 수 있는 장점이 있다(Khanna et al., 2018; Park et al., 2020). 초분광센서는 1970년대 미국항공우주국(National Aeronautics and Space Administration, NASA)에서 개발이 시작된 이래로 1983년 Jet Propulsion Laboratory (JPL)의 Airborne Imaging Spectrometer(AIS), 이어서 1987년 AIS 성능이 개선된 Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) 센서로 완성되었다(Goetz, 2009). AVIRIS는 초분광 원격탐사 기술을 선도하고 있는 가장 우수한 항공 센서 중 하나로 400–2,500 nm 파장 구간을 총 224개 채널로 분류하여 다채로운 지상의 분광정보를 측정할 수 있다(Green et al., 1998). 초분광센서를 탑재한 인공위성은 2000년대 들어서야 본격적으로 발사되었다. Earth Observation-1(EO-1) 인공위성 탑재체 중 하나인 Hyperion은 2000년 11월 NASA에서 발사한 초분광센서로 400 nm부터 2,500 nm의 파장 대역을 220개 채널로 분할하여 관측한다(Datt et al., 2003). 2001년 10월에는 ESA에서 Compact High Resolution Imaging Spectrometer (CHRIS) 초분광센서를 탑재한 Project for On-Board Autonomy (PROBA)-1 위성이 발사되었다(Barnsley et al., 2004)

국제 HNS 원격탐사 연구로는 2014년부터 2017년까지 프랑스 국립항공우주연구소(Office National d'Etudes et de Recherches Aérospatiales, ONERA), 수질오염방제센터(Centre de Documentation de Recherche et d'Experimentations sur les Pollutions Accidentelles des Eaux, CEDRE), 해양오염방지연구위원회(Centre d'expertises pratiques de Centre d'expertises pratiques de lutte antipollution lutte antipollution, CEPPOL), 캐나다 국방연구개발소(Recherche et développement pour la défense Canada, RDDC) 등 다수 기관의 협력 아래 진행된 HNS 프로젝트 POLLUPROOF(PROOF improvement of HNS maritime POLLution by airborne radar and optical facilities)가 존재한다(Foucher et al., 2016). 위 프로젝트에서는 초분광센서 및 마이크로파 synthetic aperture radar (SAR)를 활용한 항공 HNS 유출

실험이 진행되었다(Boisot et al., 2018). 2019년 9월에는 한국-프랑스 공동 HNS 원격탐사 연구의 일환으로 프랑스 브레스트에 위치한 CEDRE 야외 풀장에서 지상 HNS 유출 실험이 수행되었다(Park et al., 2021).

최근 지속적으로 증가하는 해상 HNS 유출 사고는 해양 환경오염 및 인명피해를 유발하므로 이를 효율적으로 대응하고 관리하기 위해서는 분광특성에 기반한 해상 HNS 원격탐지 기술 개발이 필요하다. 따라서 본 논문에서 HNS 유출 사고 대비를 위한 기초 연구로서 초분광 HNS 지상 유출 실험 및 스티렌 탐지 결과를 제시하고자 한다.

2. 지상 초분광 HNS 유출 실험

기존의 HNS 연구들은 통제된 환경에서 소량의 HNS를 사용하거나 모델링을 통한 HNS 거동특성을 주로 분석하였다(Han et al., 2018; Ko et al., 2019; Seo et al., 2020). 국외에서는 2014년 10월 프랑스 CEDRE에 위치한 실외 풀장에서 HNS 스펙트럼 획득을 위한 첫번째 지상 유출 실험을 진행하였다(Foucher et al., 2016). 벤젠, 톨루엔, 자일렌, 프로판올(propanol), 메탄올(methanol), 헵테인(heptane), 디에틸에테르(diethyl ether), 유채씨유(rapeseed oil)을 포함한 총 8개의 HNS를 300 mL에서 최대 5 L까지 각각 유출하였다. 초분광센서는 400 nm에서 1,000 nm 파장대역을 160개 채널로 분할하는 VNIR (visible and near-infrared)-1600과 1,000 nm에서 2,500 nm 구간을 256개 채널로 관측할 수 있는 SWIR (shortwave infrared)-1800 센서를 부착하여 약 12 m 높이에서 동시에 촬영하였다.

2019년 9월 동일한 장소에서 두번째 HNS 지상 유출실험을 수행하였다(Park et al., 2021). 실외 풀장의 길이 및 폭은 각각 20 m, 11 m이며, 실험에 사용한 나무 프레임 규격은 2.35 m × 4.30 m이다. 위 실험에서는 톨루엔, 스티렌, 자일렌, 아세톤(acetone), 비닐아세테이트(vinyl acetate), 컨덴세이트(condensate), 펜탄산(pentanoic acid), 디에틸에테르, 가스오일(gas oil) 등을 포함한 다양한 부유성 HNS 및 기름을 최소 0.5 L에서 최대 2 L까지 유출하였다(Fig. 1a). 유출 직후에는 VNIR-1600 및 SWIR-1800 두 대의 초분광센서를 약 12 m 높이에 위치하여 지상 풀장을 향해 수직으로 관측하였다(Fig. 1b). 유럽 중기예보센터(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)에서 제공하는 ERA-Interim (ECMWF ReAnalysis-Interim) 자료에 의하면 실험 수행 당시 브레스트의 기온과 풍속은 각각 18.18 °C, 2.50 m s⁻¹이다.

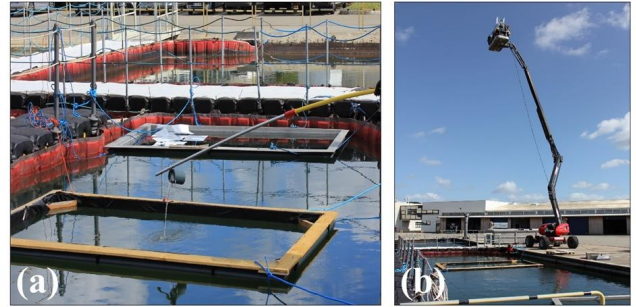


Fig. 1. (a) Process of ground HNS spill experiment in marine pool and (b) VNIR-1600 and SWIR-1800 hyperspectral sensors located at a height of 12 m.

3. 탐지 방법

3.1 순수 HNS 스펙트럼 비교 기법

사전 실험을 통해 다양한 HNS 물질에 대한 스펙트럼 라이브러리를 구축하였다면, 분광정합 기술을 적용하여 HNS 상호간에 스펙트럼 유사도를 비교할 수 있다. 분광정합 기술은 두 스펙트럼 사이의 유사도를 측정하는 방법으로 대표적으로 spectral distance similarity(SDS), spectral correlation similarity(SCS), spectral similarity value(SSV), spectral angle mapper(SAM)가 존재한다(Homayouni and Roux, 2004; Kumar et al., 2010). 첫번째로 SDS는 두 HNS 스펙트럼 사이의 분광적 거리를 유사성의 척도로 사용하는 방법으로 두 점 사이의 거리 측정 시 주로 사용하는 유클리드 거리(Euclidean distance, Ed)를 활용한다(Ghiyamat et al., 2013). 식(1)에서 제시한 SDS_{orig}은 전체 채널의 개수 n 에 대하여 대상스펙트럼(t_i)와 기준스펙트럼(p_i) 차이의 제곱 합의 제곱근으로 계산된다. SDS 기법은 각 경우의 수마다 기준이 다르므로 SDS_{orig}에서 최솟값(m)을 빼준 후 최댓값(M)과 최솟값(m)의 차이로 나누어주는 정규화 과정이 필요하다(식(2)). 위 방법을 통해 SDS_{nor}는 0과 1 사이에 위치하게 되며, 이때 0에 가까울수록 두 HNS는 유사성이 크고 그 반대로 1에 근접할수록 두 HNS는 상대적으로 불일치하는 것으로 판단된다. SDS는 두 HNS 스펙트럼 간에 절댓값 그 자체의 상대적 크기를 비교할 때 유용하다.

$$SDS_{orig} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (t_i - p_i)^2} \quad (1)$$

$$SDS_{nor} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (t_i - p_i)^2 - m}}{M - m} \quad (2)$$

두번째로 SCS는 두 HNS 스펙트럼 사이의 분광적 상관계수를 유사성의 기준으로 사용하는 기법이다(Thenkabail et al., 2007). 일반적으로 분광정합에서의 상관계수는 0과 1 사이의 값만 유의미하므로, 0에 가까울수록 두 HNS 유사성은 작고 반대로 1에 근접할수록 두 HNS는 서로 일치한다고 볼 수 있다. 이 기법은 두 스펙트럼 사이의 채널별 증감 경향성을 비교할 때 주로 활용된다. 식(3)에서 μ 는 대상스펙트럼 평균, μ_p 는 기준스펙트럼 평균, σ_t 는 대상스펙트럼 표준편차, σ_p 는 기준스펙트럼의 표준편차를 의미한다.

$$SCS = \frac{1}{n-1} \left[\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \mu_t)(p_i - \mu_p)}{\sigma_t \sigma_p} \right] \quad (3)$$

세번째로 SSV는 앞서 언급한 SDS 및 SCS 모두를 유사성 척도로 사용하는 방법이다(Huixi and Yunhao, 2011; Jiménez and Díaz-Delgado, 2015). 여기서 정규화된 SDS를 사용하므로 SDS와 SCS는 각각 0과 1에 근접할수록 유사성이 높은 것으로 고려된다. 따라서 두 방법의 유사성에 따른 증가 및 감소 경향성이 서로 반대이므로 SSV는 음의 상관관계로 변환한 1-SCS와 SDS 두 항의 제곱 합의 제곱근으로 표현된다(식 4). SDS_{nor}가 1이고 SCS가 0인 경우에는 SSV는 $\sqrt{2}$ 를 최댓값으로 가지며, SDS_{nor}가 0이고 SCS가 1인 경우 SSV는 최솟값으로 0을 나타낸다. 즉, SSV가 $\sqrt{2}$ 에 근접할수록 유사성이 낮으며, 0에 가까울수록 두 HNS는 서로 유사하다고 판단된다. 위 방법은 HNS 스펙트럼 절대값의 상대적 크기와 채널별 증감 경향성을 모두 반영하고자 할 때 주로 활용된다.

$$SSV = \sqrt{(SDS^2 + (1 - SCS)^2)} \quad (4)$$

마지막으로 SAM은 두 HNS 스펙트럼 사이의 각도 및 n -차원을 갖는 벡터를 두 스펙트럼 사이의 유사성 기준으로 삼는다(Dennison et al., 2004; Schwarz and Staenz, 2001; Zhang and Li, 2014). SAM은 0°에서 90° 사이의 라디안으로 표시되며 0°에 근접할수록 두 스펙트럼은 유사한 HNS으로 판단되며, 반대로 90°에 가까울수록 두 스펙트럼은 서로 다른 HNS로 고려된다. 또한 식(5)에 $\frac{2}{\pi}$ 를 곱함으로써 0에서 1 사이의 유사도 값을 가지는 modified SAM(MSAM)으로 표현할 수 있다(식(6)).

$$SAM = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n t_i p_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n t_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n p_i^2}} \right) \quad (5)$$

$$MSAM = \frac{2}{\pi} SAM \quad (6)$$

3.2 순수 HNS 스펙트럼 추출 기법

분광혼합 분석은 초분광 영상을 구성하는 각 화소들이 엔드멤버(endmember)라 불리는 순수 물질의 단일 스펙트럼의 선형결합으로 이루어져 있음을 가정하고, 영상을 차지하는 각 엔드멤버의 점유비율을 비교하는 방법이다(Somers et al., 2011; Tompkins et al., 1997). 따라서 초분광 HNS 영상은 다양한 HNS 및 해수 엔드멤버 구성 비율의 합으로 제시 가능하며 분광혼합 분석을 통해 각 화소가 이루고 있는 HNS 엔드멤버의 점유 비율 해석이 가능하다. 대표 기법으로는 N-Findr, independent component analysis(ICA), pixel purity index (PPI), vertex component analysis(VCA) 등이 존재한다(Chang et al., 2006; Nascimento and Dias, 2005; Wang and Chang, 2006). N-Findr는 초분광 영상을 구성하는 엔드멤버 단체의 부피가 가장 크다는 가정하에 사전에 설정한 엔드멤버 개수만큼 화소 조합 트레이닝을 거친 후, 가장 큰 부피를 차지하는 엔드멤버 스펙트럼을 추출하는 기법이다(Winter, 1999; Zortea and Plaza, 2009). 사전에 엔드멤버 개수 이외에 다른 어떠한 입력변수를 요구하지 않으며, 주성분 분석(principal component analysis, PCA)을 통한 차원감소를 수행함으로써 계산 속도 측면에서 장점이 있다.

ICA는 독립성분분석으로 일반적으로 입력 자료가 비가우스 분포를 따르는 경우 선형적으로 혼합된 다중신호를 상호 간에 독립성을 가지는 하위구성요소로 분류해 내는 통계적 방법이다(Dalla Mura et al., 2010; Xia et al., 2011). PPI는 초분광 영상 내 모든 화소 값을 임의의 단위 벡터에 반복적으로 투영함으로써 극값을 가지는 화소에 점수를 부여하고 가장 높은 점수를 받은 화소를 엔드멤버로 간주하는 기법이다(De Asis and Omasa, 2007; Wu et al., 2013). 즉, 동일한 채널 수를 가지는 무작위 스펙트럼을 생성한 후 모든 화소와의 유클리드 거리를 계산하여 엔드멤버 화소를 결정한다. VCA는 사전 엔드멤버에 의해 결정된 부분 공간에 직교 방향으로 초분광 영상을 반복적으로 투영할 때 극값과 일치하는 신호를 새로운 엔드멤버로 선정하는 방법이다(Lopez et al., 2011; Lopez et al., 2012). 분광혼합 분석을 통해 추출한 HNS 및 해수 엔드멤버 스펙트럼은 두 가지 제약조건을 만족해야 한다(Heinz, 2001). 첫번째는 엔드멤버 점유비율의 총합은 1이 되어야 하

며, 두번째는 엔드멤버 점유비율은 항상 양의 값을 가져야 한다.

4. 결과

4.1 스티렌 RGB 합성영상 공간 분포

스티렌은 무색 투명한 HNS로 초분광 RGB(Red: 610.73 nm, Green: 559.84 nm, Blue: 454.43 nm) 합성영상에서 대부분 어두운 색상을 띠는 해수에 비해 스티렌은 대각선 방향의 다소 밝은 색상의 화소들을 포함하고 있다(Fig. 2a). red에 해당하는 610.73 nm 파장에서 스티렌은 0.005에서 0.006 사이의 복사도 값을 가지며, 해수는 0.002에서 0.003 범위에 분포한다(Fig. 2b). 559.84 nm의 green 파장에서 스티렌은 0.006에서 0.008 사이에 분포하며 해수는 0.003에서 0.005 주변의 복사도 값을 갖는다(Fig. 2c). 454.43 nm의 blue 파장에서 스티렌 복사도는 green 파장과 유사한 분포를 보이지만, 해수의 복사도는 0.002에서 0.004로 다소 감소한다. 전반적으로 스티렌은 가시채널에서 해수보다 복사도가 크며 특히 red 파장보다는 green, blue 파장에서 상대적으로 큰 복사도를 가진다.

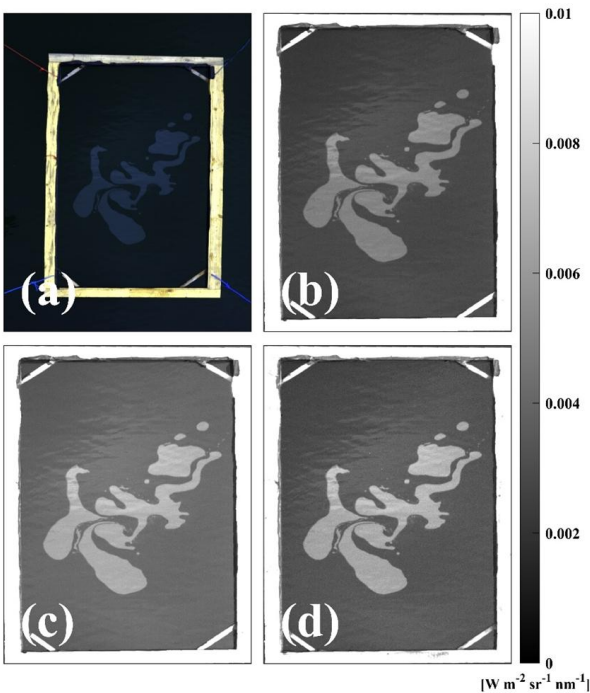


Fig. 2. Hyperspectral (a) RGB composite image with 1.5 L styrene spilled and spatial distribution of styrene radiance at (b) Red (610.73 nm), (c) Green (559.84 nm), and (d) Blue (454.43 nm) wavelengths.

4.2 순수 스티렌 및 해수 엔드멤버 스펙트럼 비교

초분광 영상을 대표하는 순수 스티렌 및 해수 엔드멤버 스펙트럼 추출을 위해 N-Findr 분광혼합 분석 기법을 적용하였다. 사전에 스티렌 및 해수를 포함한 두 개의 엔드멤버를 지정하였으며, PCA를 적용하여 차원감소 및 노이즈 제거를 수행하였다. 그리고 원시자료를 가장 잘 보존하는 첫번째 모드 영상을 대상으로 최대 부피를 나타내는 순수 스티렌 및 해수 엔드멤버 스펙트럼을 추출하였다. 초분광 HNS 영상을 차지하고 있는 스티렌 및 해수 스펙트럼은 Fig. 3에 제시하였으며, VNIR 파장에서 상대적으로 큰 복사도를 가지는 실선이 스티렌, 점선이 해수에 해당한다.

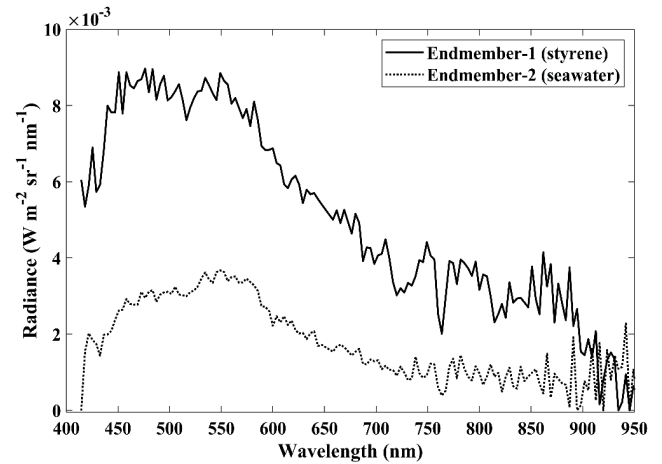


Fig. 3. Comparison of styrene and seawater endmember spectra extracted by N-Findr algorithm.

스티렌 및 해수 스펙트럼 모두 418.15 nm부터 450.88 nm 파장구간에서 급격한 복사도 상승을 보였으나 이후 549.06 nm에서 849.53 nm까지 전반적으로 복사도가 감소한다. 두 물질은 450.88 nm 및 549.06 nm 범위에서 서로 다른 복사도 분포를 보여준다. 스티렌의 경우 516.33 nm를 기준으로 476.33 nm, 549.06 nm에서 최대 0.009의 복사도를 가진 다봉분포를 나타내지만, 해수는 동일 파장 구간에서 대략 0.001만큼 증가된 복사도 경향을 보여준다.

4.3 초분광 영상 스티렌 스펙트럼 유사도 비교

분광혼합 기법을 통해 순수 스티렌 스펙트럼을 추출한 이후 HNS 원시영상과의 유사도 비교를 수행하였다. 스펙트럼 유사도 평가 방법으로는 SDS, SCS, SSV, SAM을 활용하였다. Fig. 4a는 스펙트럼 사이의 거리를 유사도 기준으로 삼는 SDS 비교 결과이다. 중심에 위치한 스티렌 화소들은 대부분 0.2에서 0.3 사이에 존재하지만 이에 반해 해수는 주로 0.6에

서 0.7 범위의 값을 가진다. 스티렌과 해수의 경계 화소들은 이 둘의 중간인 0.4-0.6 사이의 값을 보여준다. SDS는 스펙트럼 상의 절대적 거리를 기준으로 삼기 때문에 수치가 작을수록 스티렌에 더욱 근접함을 의미한다. Fig. 4b는 두 스펙트럼의 상관계수로부터 유사도를 평가하는 SCS 적용 결과로 스티렌 및 해수를 포함한 대부분의 화소에서 0.85 이상의 높은 유사도를 보여준다. 스티렌의 경우 0.9 이상의 큰 상관도를 나타내지만, 마찬가지로 해수 화소들도 높은 상관도를 보이므로 위 두 물질을 오로지 SCS 방법으로 구분하기에는 한계가 있다.

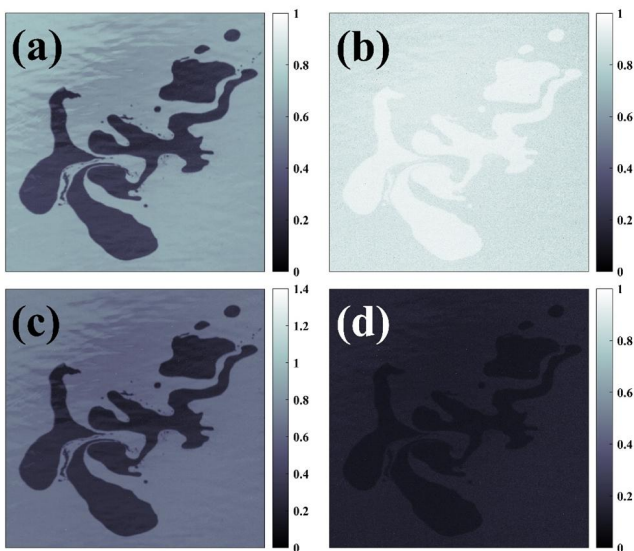


Fig. 4. Spatial distribution of similarity applied to styrene endmember spectra: (a) spectral distance similarity (SDS), (b) spectral correlation similarity (SCS), (c) spectral similarity value (SSV), and (d) spectral angle mapper (SAM).

Fig. 4c는 SSV 적용 결과로 스티렌 및 해수 화소들은 각각 0.2~0.3, 0.6~0.7 사이의 유사도 값을 가진다. SSV 결과에서 보여준 스티렌 및 해수의 뚜렷한 유사도 차이는 SCS 보다는 SDS가 주로 반영된 결과로 판단되며, 여기서 0에 가까울수록 순수 스티렌 화소와 유사함을 의미한다. 마지막으로 Fig. 4d는 MSAM 적용 결과로 스티렌 화소들은 0.08에서 0.12 사이의 유사도를 보이며, 해수 화소들은 0.12에서 0.20 범위의 값을 나타낸다. 위 방법은 스펙트럼 사이의 각도를 유사도 근거로 판단하는 것으로 MSAM은 0에 가까울수록 스티렌 화소와 근접한 것으로 고려된다.

4.4 스펙트럼 유사도 기반 스티렌 탐지 결과

앞서 네 가지 분광정합 기법을 적용한 스티렌 및 해수의 유사도 공간분포를 히스토그램으로 제시하였다(Fig. 5). SDS는 0.27~0.30 구간 및 0.63~0.66 구간에서 최대 빈도수를 가지며 이는 스티렌 및 해수의 주요 범위에 해당한다(Fig. 5a). 위 히스토그램을 대상으로 가우시안 혼합 밀도를 추정한 결과 두 물질은 0.47 인덱스를 기준으로 다분포를 나타내고 있다. SCS 인덱스 히스토그램에서는 0.8에서 1구간 사이에 화소들이 집중적으로 분포하며 두 물질 사이에 명확한 경계 지점은 나타나지 않았다(Fig. 5b). Fig. 5c는 SSV 인덱스 분포로 스티렌은 0.27~0.30 범위에 주로 분포하며 해수는 0.63에서 0.66 사이에 높은 빈도수를 가진다(Fig. 5c). 마지막으로 SAM 인덱스 빈도수는 0.06에서 0.24의 범위를 가지며 SCS 인덱스와 같이 두 물질을 구분하는 뚜렷한 경계 기준이 나타나지 않았다(Fig. 5d).

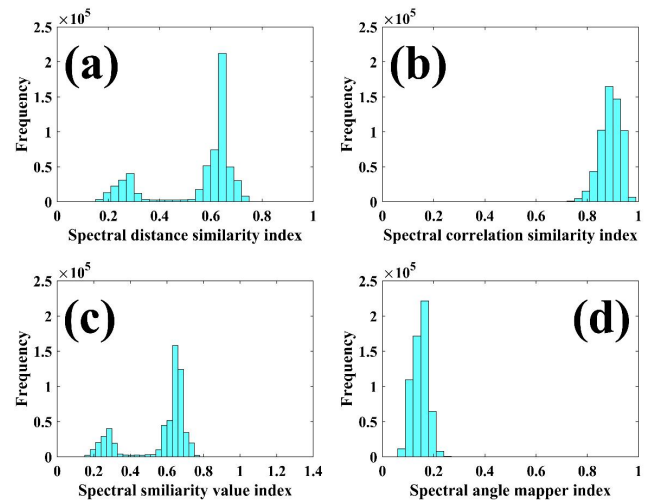


Fig. 5. Frequency of histogram from spatial distribution of styrene similarity: (a) spectral distance similarity (SDS), (b) spectral correlation similarity (SCS), (c) spectral similarity value (SSV), and (d) spectral angle mapper (SAM).

본 연구에서는 최적의 빈도수 분류결과를 보여준 SDS 인덱스 0.47 기준으로 스티렌과 해수를 각각 분류하였다(Fig. 6). 회색 및 흰색 화소들은 스티렌과 해수에 해당하며, 중앙의 스티렌 화소부터 주변 경계에 위치한 물방울 무늬를 가진 소수의 스티렌 화소까지 모두 탐지하였다. 탐지된 스티렌 총 화소의 개수는 136,094개로 0.0027 m 및 0.0028 m의 공간 해상도를 고려해볼 때 유출 면적은 1.03 m²으로 추정된다. 나무 프레임 내부에 존재하는 총 화소의 개수는 대략 950,504개이므로 유출 면적은 전체 영상의 약 14%를 차지한다.



Fig. 6. Spatial distribution of styrene detection results based on spectral distance similarity (SDS) index.

5. 토의 및 결론

초분광 HNS 지상 유출 실험은 기존의 제한된 실내 환경에서 벗어나 야외에서 직접 HNS를 유출한 점에서 큰 의의가 있다. 다만 실험역이 아닌 해류의 이동이 없는 무풍의 고요한 바다를 가정한 지상 폴장의 한계점도 존재한다. HNS 유출 사고는 강한 바람, 높은 파고, 태풍, 집중 호우와 같은 악천후인 상태에서 주로 발생하므로 실제 해상에 유출된 HNS는 해수와 혼합 또는 해류에 의해 광범위한 해역으로 확산될 가능성이 크다. 따라서 실제 HNS 탐지 및 추적을 위해서는 해류 및 해상풍을 포함한 해양 기상 환경과의 복합적인 이해가 요구된다. 또한 야외 폴장에 유출한 스티렌의 총 부피는 1.5 L로 위 물질이 오로지 프레임 안에 부유한다고 가정하면 탐지면적을 기준으로 각 화소의 평균 두께는 1.46 mm이다. 하지만 일반적으로 스티렌은 부유성 성질이면서 동시에 대기 중으로 쉽게 증발하는 성질을 가지므로 해수에 남아있는 스티렌의 부피는 실제 투입된 양보다 다소 감소된 것으로 판단된다.

최근 해상 HNS 유출 사고 빈도는 꾸준히 증가하고 있으며 이것은 해양생태계 파괴 및 인명피해를 동반한 대형 재난으로 발전될 가능성이 크다. HNS 유출 사고의 피해 최소화를 위해서는 신속한 탐지와 더불어 각 물질 특성에 적합한 사고 대응 전략을 수립해야 한다. 본 연구에서는 초분광 센서를 활용한 지상 HNS 유출 실험을 수행함으로써 스티렌 및 해수의 분광 특성을 분석하고 탐지 알고리즘을 제시하였다. 기타 이물질이 첨가되지 않은 순수 스티렌 및 해수 복사

도 스펙트럼 추출을 위해 PCA 및 N-Findr 분광혼합 기법을 적용하였으며, 스티렌 엔드멤버 스펙트럼은 SDS, SCS, SSV, SAM를 포함한 분광정합 기법을 활용하여 초분광 HNS 원시 영상과의 유사도를 비교하였다. 그 결과 SDS, SSV 기법이 우수한 탐지 능력을 보여주었으며, 유출된 스티렌의 총 면적은 대략 1.03 m²로 추정되었다. 초분광 원격탐사 기반의 HNS 탐지 기법은 사람의 접근없이 해상에 유출된 HNS 종류 및 면적을 파악할 수 있다는 장점이 있으며 다양한 해양오염 현상들에 대해서도 응용이 가능하다. 따라서 본 연구 결과는 향후 해상 사고 방제전략 수립 및 모니터링에 큰 도움이 될 것으로 기대된다.

사 사

본 논문은 2022년 해양수산부 재원으로 해양수산과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구(20150340, 위험유해물질(HNS)사고 관리기술 개발)이다.

References

- [1] Angelliaume, S., B. Minchew, S. Chataing, P. Martineau, and V. Miegbielle(2017), Multifrequency radar imagery and characterization of hazardous and noxious substances at sea, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 55, No. 5, pp. 3051-3066.
- [2] Barnsley, M. J., J. J. Settle, M. A. Cutter, D. R. Lobb, and F. Teston(2004), The PROBA/CHRIS mission: A low-cost smallsat for hyperspectral multiangle observations of the earth surface and atmosphere, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 42 No. 7, pp. 1512-1520.
- [3] Boisot, O., S. Angelliaume, and C. A. Guérin(2018), Marine oil slicks quantification from L-band dual-polarization SAR imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 57, No. 4, pp. 2187-2197.
- [4] Chang, C. I., C. C. Wu, W. Liu, and Y. C. Ouyang(2006), A new growing method for simplex-based endmember extraction algorithm, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44, No. 10, pp. 2804-2819.
- [5] Chen, J., Z. Di, J. Shi, Y. Shu, Z. Wan, L. Song, and W. Zhang(2020), Marine oil spill pollution causes and governance: A case study of Sanchi tanker collision and explosion, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 273, 122978, pp. 1-11.
- [6] Cho, S. J., D. J. Kim, and K. S. Choi(2013), Hazardous and

- noxious substances (HNS) risk assessment and accident prevention measures on domestic marine transportation, *Journal of the Korean Society of Marine Environment and Safety*, Vol.19, No. 2, pp. 145-154.
- [7] Dalla Mura, M., A. Villa, J. A. Benediktsson, J. Chanussot, and L. Bruzzone(2010), Classification of hyperspectral images by using extended morphological attribute profiles and independent component analysis, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 8, No. 3, pp. 542-546.
- [8] Datt, B., T. R. McVicar, T. G. Van Niel, D. L. Jupp, and J. S. Pearlman(2003), Preprocessing EO-1 Hyperion hyperspectral data to support the application of agricultural indexes, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, No. 6, pp. 1246-1259.
- [9] De Asis, A. M. and K. Omasa(2007), Estimation of vegetation parameter for modeling soil erosion using linear Spectral Mixture Analysis of Landsat ETM data, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 62, No. 4, pp. 309-324.
- [10] Dennison, P. E., K. Q. Halligan, and D. A. Roberts(2004), A comparison of error metrics and constraints for multiple endmember spectral mixture analysis and spectral angle mapper, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 93, No. 3, pp. 359-367.
- [11] Foucher, P. Y., L. Poutier, P. Déliot, E. Puckrin, and S. Chataing(2016), Hazardous and Noxious Substance detection by hyperspectral imagery for marine pollution application, in *proc. IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing*, Beijing, China, pp. 7694-7697
- [12] Ghiyammat, A., H. Z. M. Shafri, G. A. Mahdiraji, A. R. M. Shariff, and S. Mansor(2013), Hyperspectral discrimination of tree species with different classifications using single-and multiple-endmember, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* Vol. 23, pp. 177-191.
- [13] Goetz, A. F.(2009), Three decades of hyperspectral remote sensing of the Earth: A personal view, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 113, pp. S5-S16.
- [14] Green, R. O., M. L. Eastwood, C. M. Sarture, T. G. Chrien, M. Aronsson, B. J. Chipendale, and O. Williams(1998), Imaging spectroscopy and the airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS), *Remote Sensing of Environment*, Vol. 65, No. 3, pp. 227-248.
- [15] Han, D. G., H. C. Seo, J. W. Choi, and M. Lee(2018), Experiment and Simulation of Acoustic Detection for the Substitute for Sunken Hazardous and Noxious Substances Using the High Frequency Active Sonar. *Journal of the Korean Society of Marine Environment and Safety*, Vol. 24, No. 4, pp. 459-466.
- [16] Heinz, D. C.(2001), Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 39, No. 3, pp. 529-545.
- [17] Homayouni, S. and M. Roux(2004), Hyperspectral image analysis for material mapping using spectral matching, in *proc. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, Istanbul, Turkey, 28.
- [18] Huixi, X. and C. Yunhao(2011), A technique for simulating pseudo natural color images based on spectral similarity scales, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol. 9, No. 1, pp. 70-74.
- [19] Jiménez, M. and R. Díaz-Delgado(2015), Towards a standard plant species spectral library protocol for vegetation mapping: A case study in the shrubland of Doñana National Park. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 4, No. 4, pp. 2472-2495.
- [20] Khanna, S., M. J. Santos, S. L. Ustin, K. Shapiro, P. J. Haverkamp, and M. Lay(2018), Comparing the potential of multispectral and hyperspectral data for monitoring oil spill impact, *Sensors*, Vol. 18, No. 2, p. 558.
- [21] Ko, M. K., C. H. Jeong, M. Lee, and S. H. Lee(2019), Development of a metamodel for predicting near-field propagation of hazardous and noxious substances spilled from a ship, *Applied Sciences*, Vol. 9, No. 18, p. 3838.
- [22] Kumar, A. S., V. Keerthi, A. S. Manjunath, H. van der Werff, and F. van der Meer(2010), Hyperspectral image classification by a variable interval spectral average and spectral curve matching combined algorithm, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 12, No. 4, pp. 261-269.
- [23] Law, R. J., C. Kelly, P. Matthiessen, and J. Aldridge(2003), The loss of the chemical tanker Ievoli Sun in the English Channel, October 2000, *Marine Pollution Bulletin*, Vol. 46, No. 2, pp. 254-257.
- [24] Lee, M. and J. Y. Jung(2013), Risk assessment and national measure plan for oil and HNS spill accidents near Korea, *Marine Pollution Bulletin*, Vol. 73, pp. 339-344.
- [25] Lee, M. and S. Oh(2014), Development of response scenario for a simulated HNS spill incident, *Journal of the Korean*

- Society of Marine Environment and Safety, Vol. 20, No. 6, pp. 677-684.
- [26] Levshina, S. I., N. N. Efimov, and V. N. Bazarkin(2009), Assessment of the Amur River ecosystem pollution with benzene and its derivatives caused by an accident at the chemical plant in Jilin City, China, *Bulletin of Environmental Contamination and Toxicology*, Vol. 83, No. 6, pp. 776-779.
- [27] Lopez, S., P. Horstrand, G. M. Callico, J. F. Lopez, and R. Sarmiento(2011), A low-computational-complexity algorithm for hyperspectral endmember extraction: Modified vertex component analysis, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 9, No. 3, pp. 502-506.
- [28] Lopez, S., P. Horstrand, G. M. Callico, J. F. Lopez, and R. Sarmiento(2012), A novel architecture for hyperspectral endmember extraction by means of the modified vertex component analysis (MVCA) algorithm, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 5, No. 6, pp. 1837-1848.
- [29] Nascimento, J. M. and J. M. Dias(2005), Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 43, No. 4, pp. 898-910.
- [30] Nascimento, M. K. S., S. Loureiro, M. R. dos Reis Souza, M. da Rosa Alexandre, and J. Nilin(2020), Toxicity of a mixture of monoaromatic hydrocarbons (BTX) to a tropical marine microcrustacean, *Marine Pollution Bulletin*, Vol. 156, p. 111272.
- [31] Park, J. J., S. Oh, K. A. Park, T. S. Kim, and M. Lee (2020), Applying hyperspectral remote sensing methods to ship detection based on airborne and ground experiments, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 41, No. 15, pp. 5928-5952.
- [32] Park, J. J., K. A. Park, P. Y. Foucher, P. Deliot, S. L. Floch, T. S. Kim, and M. Lee(2021), Hazardous Noxious Substance Detection Based on Ground Experiment and Hyperspectral Remote Sensing, *Remote Sensing*, Vol. 13, No. 2, p. 318.
- [33] Park, M. O., H. S. Park, T. Kim, S. Oh, and M. Lee(2016), A study on the development of HNS database for response system of marine spill accident in Korea, *Journal of the Korean Society of Marine Environment and Safety*, Vol. 22, No. 1, pp. 52-58.
- [34] Schwarz, J. and K. Staenz(2001), Adaptive threshold for spectral matching of hyperspectral data, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 27, No. 3, pp. 216-224.
- [35] Seo, D., S. Shin, S. Oh, M. Lee, and S. Seo(2020), Rapid eco-toxicity analysis of hazardous and noxious substances (HNS) using morphological change detection in *Dunaliella tertiolecta*, *Algal Research*, Vol. 51, p. 102063.
- [36] Somers, B., G. P. Asner, L. Tits, and P. Coppin(2011), Endmember variability in spectral mixture analysis: A review, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 115, No. 7, pp. 1603-1616.
- [37] Sun, S., Y. Lu, Y. Liu, M. Wang, and C. Hu(2018), Tracking an oil tanker collision and spilled oils in the East China Sea using multisensor day and night satellite imagery, *Geophysical Research Letters*, Vol. 45, No. 7, pp. 3212-3220.
- [38] Thenkabail, P., P. GangadharaRao, T. Biggs, M. Krishna, and H. Turrall(2007), Spectral matching techniques to determine historical land-use/land-cover (LULC) and irrigated areas using time-series 0.1-degree AVHRR pathfinder datasets, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 73, No. 10, pp. 1029-1040.
- [39] Tompkins, S., J. F. Mustard, C. M. Pieters, and D. W. Forsyth(1997), Optimization of endmembers for spectral mixture analysis, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 59, No. 3, pp. 472-489.
- [40] Wang, J. and C. I. Chang(2006), Applications of independent component analysis in endmember extraction and abundance quantification for hyperspectral imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44, No. 9, pp. 2601-2616.
- [41] Winter, M. E.(1999), N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data, in *proc. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, Colorado, USA, pp. 266-275.
- [42] Woo, Y. J. and C. J. Lee(2016), A study of Emergency Response for the Leakage Accident of Hazardous and Noxious Substances in a Port. *Journal of the Korean Society of Safety*, Vol. 31, No. 6, pp. 32-38.
- [43] Wu, X., B. Huang, A. Plaza, Y. Li, and C. Wu(2013), Real-time implementation of the pixel purity index algorithm for endmember identification on GPUs, *IEEE Geosci. Remote Sensing Letters*, Vol. 11, No. 5, pp. 955-959.
- [44] Xia, W., X. Liu, B. Wang, and L. Zhang(2011), Independent component analysis for blind unmixing of hyperspectral imagery with additional constraints, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 49, No. 6, pp. 2165-2179.

- [45] Zhang, X. and P. Li(2014), Lithological mapping from hyperspectral data by improved use of spectral angle mapper, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol. 31, pp. 95-109.
- [46] Zortea, M. and A. Plaza(2009), A quantitative and comparative analysis of different implementations of N-FINDR: A fast endmember extraction algorithm, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 6, No. 4, pp. 787-791.

Received : 2022. 10. 13.

Revised : 2022. 12. 05.

Accepted : 2022. 12. 28.