

# AIS 데이터 분석을 통한 이상 거동 선박의 식별에 관한 연구

† 오재용 · 김혜진\* · 박세길\*\*

\*,\*\*,† 선박해양플랜트연구소 해양안전환경연구부

## A Study on the Detection of Ship Movement Anomaly using AIS Data

† Jae-Yong Oh · Hye-Jin Kim\* · Se-Kil Park\*\*

\*,\*\*,† Maritime Safety and Environment Research Department  
Korea Research Institute of Ships and Ocean Engineering, Korea

**요 약** : 최근 해상교통량이 증가하고 연안 항해에 대한 관제 필요성이 요구되면서 선박 교통 관제구역이 점차 확대되는 추세이다. 이러한 관제구역의 확대는 관제사의 업무 부하를 초래하며, 이로 인해 교통 혼잡 시간대와 같이 교통량이 급증하는 경우 관제사가 위험 상황을 인지하지 못하는 상황도 발생하게 된다. 이러한 배경에서 본 논문에서는 관제 업무의 지원을 위해 이상 거동 선박을 자동으로 식별하는 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 방법은 기계학습 기술을 기반으로 관제구역 내의 통항 패턴을 모델링하고, 이를 통해 이상 거동 선박을 식별하는 방법으로, 대상 항만의 누적된 AIS 데이터를 이용하여 모델을 학습하며, 실제 항적 및 시뮬레이션 데이터를 이용한 실험을 통해 선박교통관제시스템에의 활용 가능성을 고찰한다.

**핵심용어** : 기계학습, AIS, 해상교통 분석, 이상 거동 선박

### 1. 서 론

선박교통관제시스템(VTS, vessel traffic service)은 항만 혹은 연안을 항해하는 선박의 안전을 목적으로 현재 전국의 주요 항만에 설치되어 운영 중이며, 주로 AIS와 RADAR를 이용하여 관제구역 내의 해상교통 상황을 모니터링 하는 역할을 수행한다. 특히 AIS는 선박의 위치 정보뿐만 아니라 항해와 관련된 부가 정보가 포함되어 있어서 VTS의 필수 구성요소로 활용되고 있다. 한편, 최근 항만의 교통량이 증가하고, 연안 항해에 대한 교통관제의 필요성이 요구되면서 관제구역이 점차 확대되는 추세이며, 이에 따라 관제사의 업무 부하도 증가하게 되었다. 일반적으로 관제구역은 두 개 이상의 섹터로 구분하고, 각 섹터별로 관제사가 배정되어 운영되지만, 관제 대상 선박이 급격하게 많아지는 교통 혼잡 시간대의 경우 관제사가 위험상황을 인지하지 못하는 상황이 발생하기도 한다.

이러한 이유에서 관제사의 의사결정을 지원하기 위한 다양한 연구가 진행되고 있다. 선박의 충돌 위험도를 예측하거나 대용량 항적 데이터를 기반으로 선박의 항적 모델을 추출하여 관제사의 의사결정을 지원하는 시스템에 대한 연구가 다양하게 진행되고 있지만, 특정 정보에 최적화된 방법을 사용하고 있어서, 여러 가지 정보를 종합적으로 분석하는데 한계가 있다.(손, 2009)(Kim, 2015)

관제구역 내의 이상 거동 선박은 많은 사고 위험을 가지고 있지만, 이를 정량적으로 정의하기가 매우 어려워서 관제사의 경험에만 의존하여 관제 업무를 수행하고 있다.

이러한 배경으로 본 논문에서는 기계학습(machine learning) 알고리즘을 이용한 관제구역 내 이상 거동 선박의 식별 방법을 제안하며, 실제 항적 데이터와 시뮬레이션 데이터를 이용한 실험 결과를 통해 선박교통관제시스템에의 활용 가능성을 고찰하고자 한다.

### 2. 이상 거동 선박 식별 모델

이상 거동 선박은 관제구역 내에서 항로 이탈, 항로상 정지, 항로의 횡단 등의 거동을 보이는 사고 위험 선박으로 정의한다. 이러한 선박의 이상 거동 패턴은 서론에서 언급한 바와 같이 정량화하여 정의하기 어렵기 때문에 기존의 규칙 기반(rule-based)의 방법으로는 이를 식별하는데 한계가 있다.

따라서 본 논문에서 제안하는 방법은 대상 항만의 누적된 AIS 항적 데이터를 이용하여 관제구역의 운항 항적 패턴을 학습하여 일반화하고, 이렇게 학습된 패턴을 벗어나서 운항하는 선박을 이상 거동 선박으로 식별한다. 대상항만의 운항 패턴은 기계학습 모델인 오토인코더(autoencoder)를 사용하여 학습한다. 오토인코더는 대표적인 비지도 학습(unsupervised learning) 방법으로 학습 데이터의 상태에 대한 분류 정보가

† 교신저자, 정회원, ojyong@kriso.re.kr

\* 정회원, hjk@kriso.re.kr

\*\* 정회원, skpark@kriso.re.kr

없어도 학습이 가능한 특징이 있으며, 데이터가 분류되기 힘든 AIS 항적 데이터에 적합한 모델이다. Fig.1 은 제안하는

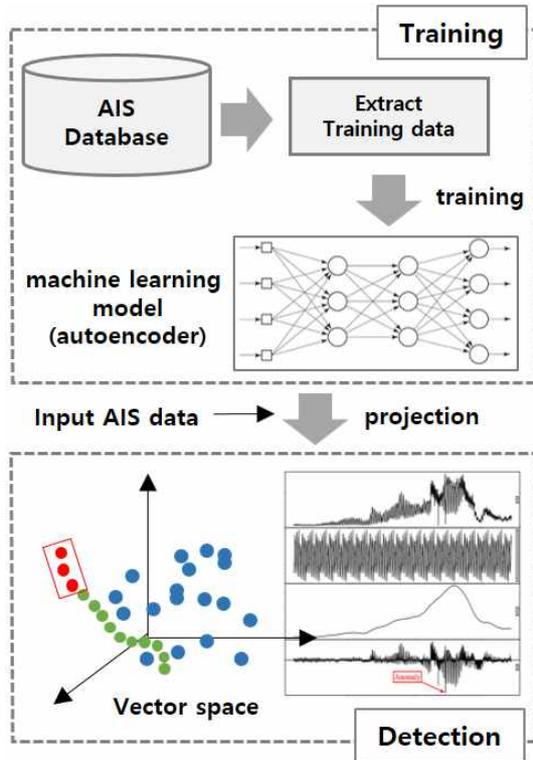


Fig. 1 Process of training and anomaly detection

방법에 대한 개요도이다. 시스템은 크게 학습과 식별의 두 부분으로 구성된다. 학습 과정에서는 대상 항만의 누적된 AIS 항적 데이터를 사용하여 기계학습 모델을 학습하며, 학습된 결과를 바탕으로 벡터 공간을 구성한다. 벡터 공간은 유사한 패턴을 가지는 데이터를 가까운 곳에 배치하는 특징이 있으며, 새로운 AIS 데이터가 입력되어 벡터공간에 투영되면, 학습된 데이터와의 비교를 통해 최종적으로 이상 상태를 식별하게 된다. 학습에 사용된 데이터는 목포 VTS에서 획득된 6개월간의 AIS 누적 데이터를 사용하였으며, 수신된 데이터는 분석의 범위를 제한하고 정제 과정을 거친 후 임의로 선정된 약 1억 건의 항적 데이터를 학습 데이터로 사용하였다. 항적 데이터는 가공 과정을 거쳐 30초 간격으로 재구성한 후, 총 3분 동안의 항적을 하나로 묶어서 학습 데이터로 사용하였다. 이상 상태의 식별은 학습된 데이터와 입력 데이터간의 거리 값을 이상 수치(anomaly score)로 정의하고, 이 수치가 임계값을 넘어서는 경우를 이상 상태로 결정하도록 하였다. 실험은 학습에 사용되지 않은 임의의 항적 데이터를 이용하여 수행하였으며, 이상 거동 항적은 선박운항 시뮬레이터를 이용하여 가상으로 생성하여 사용하였다. 실험에서 정의한 선박의 이상 거동은 항로상의 정지 상태, 항로 이탈 상태, 항로 횡단 상태 등으로 구성된다. Fig. 2 는 학습에 사용되지 않은 임의의 항적 데이터에 대한 이상 수치 그래프이다. 이 항적 데이터에는 AIS 오류로 인해 데이터에 오류가 포함되어 있으며, 제안하는 방법을 통해 이상 거동 상태로 식별됨을 알 수 있었다.

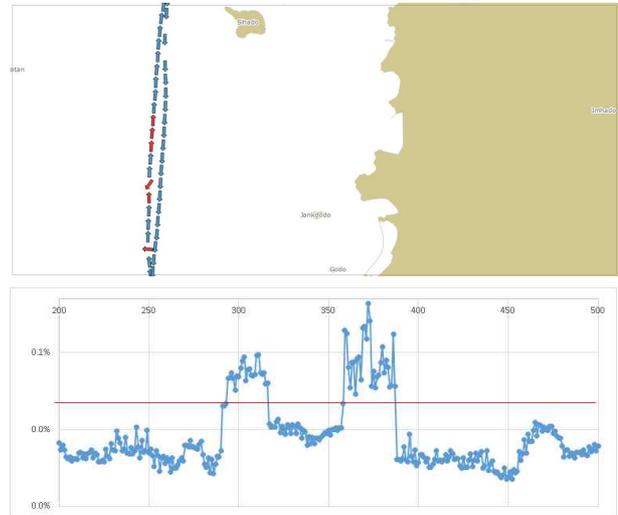


Fig. 2 Input trajectory and anomaly scores

그러나 제안하는 방법은 학습 데이터에 따라 벡터 공간이 다르게 구성되며, 최종적인 이상 거동 선박의 식별 결과에도 영향을 미치게 된다. 따라서 다양한 경우가 포함된 대용량의 학습 데이터가 필요하며, 이를 통해 보다 일반화된 모델을 구성할 수 있을 것으로 판단된다.

### 3. 결 론

본 논문에서는 AIS 데이터 분석을 통해 관제구역 내 이상 거동 선박의 식별 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 기존의 방법과는 달리 항적 데이터가 가지고 있는 의미를 자동으로 분석하여 이상 거동 선박을 실시간으로 식별할 수 있는 특징을 가지며, 실제 항적 및 시뮬레이션 데이터를 통한 실험을 통해 그 활용 가능성을 확인하였다. 최근 이슈가 되고 있는 기계학습은 선박교통관제와 같은 복합적인 추론이 요구되는 분야에 매우 적합하며, 앞으로 다양한 연구개발을 통해 인공지능 기술이 해양사고 방지에 크게 기여할 수 있기를 기대한다.

### 참 고 문 헌

- [1] 손남선(2009), AIS 기반 다중 선박 충돌 위험도 추정 알고리즘에 관한 연구, 한국해양학회 추계학술대회 논문집, pp. 62-63.
- [2] Joo-Sung Kim(2015), Pattern Recognition of Ship Navigational Data Using Support Vector Machine, International Journal of Fuzzy logic and Intelligent System, Vol. 15 No. 4.

### 후 기

본 연구는 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소의 주요연구사업 “해양사고 분석 및 재현 시뮬레이션 핵심기술 개발 -2단계(2/3)[PES9350]”의 연구결과 중 일부임을 밝힌다.