

Fault Detection in Automatic Identification System Data for Vessel Location Tracking

Da Bin Jeong, Hyun-Taek Choi, Nak Yong Ko[†]



Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Fault Detection in Automatic Identification System Data for Vessel Location Tracking

Da Bin Jeong¹, Hyun-Taek Choi², Nak Yong Ko^{1†}

¹Department of Electronic Engineering, Interdisciplinary Program in IT-Bio Convergence System, Chosun University, Gwangju 61452, Korea

²Advanced-Intelligent Ship Research Division, Korea Research Institute of Ships and Ocean Engineering (KRISO), Daejeon 34103, Korea

ABSTRACT

This paper presents a method for detecting faults in data obtained from the Automatic Identification System (AIS) of surface vessels. The data include latitude, longitude, Speed Over Ground (SOG), and Course Over Ground (COG). We derive two methods that utilize two models: a constant state model and a derivative augmented model. The constant state model incorporates noise variables to account for state changes, while the derivative augmented model employs explicit variables such as first or second derivatives, to model dynamic changes in state. Generally, the derivative augmented model detects faults more promptly than the constant state model, although it is vulnerable to potentially overlooking faults. The effectiveness of this method is validated using AIS data collected at a harbor. The results demonstrate that the proposed approach can automatically detect faults in AIS data, thus offering partial assistance for enhancing navigation safety.

Keywords: fault detection, AIS, SOG, COG, location

1. INTRODUCTION

자율 운항 시스템은 선박 산업에서 혁신적인 기술로써 빠르게 발전하고 있으며, 선박 운항의 효율성과 안전성을 높여주는 잠재력을 가지고 있다 (Pietrzykowski et al. 2022). 이러한 시스템은 선박 스스로의 판단과 행동을 기반으로 하여 인간 조종사의 개입 없이도 수많은 항해 상황에서 안전하게 선박을 운항할 수 있게 한다 (Forti et al. 2022). 자율 운항 기술은 선박 운항에 있어서 인적 요인에 의한 사고와 오류를 감소시킬 수 있어, 해양 환경과 교통체계에 막대한 혜택을 제공할 수 있다 (Sun et al. 2021).

그러나 자율 운항 시스템의 성공적인 도입에는 여러 가지 기술적인 도전과 함께 각종 위험이 동반된다. 특히, 가장 큰 위험이라 할 수 있는 주변 선박과의 충돌에 인해 발생할 수 있는 문

제를 방지하기 위하여 주변 선박에 대한 상태를 지속적으로 추적해야 한다 (Perera et al. 2015, Burmeister et al. 2015, Jeong et al. 2023). 주변 선박의 항해 정보를 획득하는 데 있어서, 선박의 상태를 추적하는 주요한 접근 방법 중 하나는 Automatic Identification System (AIS)을 활용하는 것이다 (Wang et al 2012, Fournier et al. 2018). AIS는 선박의 위치, 속도, 그리고 항적 등을 실시간으로 타 선박들에게 전송하고 수신하는 기술로, 해상 교통 관리와 안전에 기여하는 핵심 기술이다 (Yang et al 2019, Goudossis & Katsikas 2019). 해양 추적 분야에서는 AIS를 활용한 연구가 다음과 같이 활발하게 이루어지고 있다.

Bakdi et al. (2020)는 AIS data를 활용하여 다중 선박 간의 충돌 위험을 식별하는 연구를 수행했다. 기존의 고정된 안전 거리 개념 대신, 적응형 안전 영역 개념을 도입하여 선박 운항의 다양한 상황과 조건에 따라 안전 거리를 유연하게 조절하는 방법을 제시했다. Burzigotti et al. (2012)은 AIS 신호의 감지 능력을 향상시키기 위한 수신기의 성능을 개선하기 위해 수신기 설계에 대한 새로운 접근 방식과 신호 처리 기술을 제시하였다. 복잡한 해상 환경에서의 신호 검출에 대한 문제를 다루며, 신호가 약하거나 가려지거나 간섭을 받을 수 있는 상황에서의 신호 검출 능력을 개선하기 위한 새로운 수신기 설계 접근 방식을 제시했다.

Received Aug 15, 2023 Revised Aug 25, 2023 Accepted Aug 29, 2023

[†]Corresponding Author

E-mail: nyko@chosun.ac.kr

Tel: +82-62-230-7766 Fax: +82-62-608-5203

Da Bin Jeong <https://orcid.org/0000-0003-0590-3420>

Hyun-Taek Choi <https://orcid.org/0000-0002-1433-1957>

Nak Yong Ko <https://orcid.org/0000-0003-4277-3450>

Mazzarella et al. (2015)은 과거에 수집된 AIS data를 활용하여 선박의 위치를 예측하는 방법을 다루었다. 선박의 운항 패턴과 행동을 분석하여 미래의 위치를 예측하기 위한 접근 방식을 제시했다. Robards et al. (2016)은 AIS data의 활용 가능성과 해양 환경 및 생태계 보호에 미치는 영향을 조사하며, 과학적 연구와 정책 결정에 AIS data를 활용할 수 있는 방법을 제시했다. AIS data를 통해 선박의 운항 패턴, 항로, 환경 영향 등을 분석하고 이를 보존하는 연구를 수행했다. Papi et al. (2015)은 AIS 신호와 Radar 신호를 활용한 위치 측위 및 추적 기술을 연구하여, 해상 환경에서 선박의 위치 및 동작 정보를 정확하게 획득하고 분석하는 방법을 제시했다.

언급한 참고문헌과 같이 AIS를 활용한 연구는 다양한 분야에서 활발하게 이루어 지고 있지만, AIS data의 결함 또는 오류를 검출하는 연구는 아직 미흡한 실정이다. 선박 자율 운항을 위해 AIS data 수신 과정에서 발생할 수 있는 결함 및 오류로 인한 잠재적인 위험은 무시할 수 없는 문제이며, AIS data를 완전히 신뢰하기는 어렵다. AIS data를 완전히 신뢰하기 어려운 대표적인 요인으로는 다음과 같다. 첫째, AIS data는 정확성이 보장되지 않는다. AIS 장비의 오작동, 인적 오류, 기상 조건, 그리고 수신기나 전송기의 위치 등 다양한 요소로 인해 데이터가 왜곡될 수 있다. 게다가 AIS data 정보를 변경하거나 위조하는 기술적인 방법도 존재한다. 둘째, AIS 정보는 선박 운항 정보를 전송하는 것이지 선박이 운반하는 승객정보나 화물 정보는 포함하지 않기 때문에 AIS 정보로 선박의 항해 정보에 대한 적합성을 판단하기는 어렵다. 셋째, AIS 정보는 수신기만 보유하고 있다면 쉽게 선박의 정보를 얻을 수 있으므로, 일부 선박 운영자들은 AIS 장비를 끄거나, AIS 정보를 위조하는 등의 조치를 취할 수 있다. 이에 대한 대표적인 사례로는 해적 활동이나 불법 조업 등의 불법적인 운항에 해당된다. 따라서, AIS의 세부적인 정보에 대한 가용성 판단과 더불어 단독 사용이 아닌 Radar와 같은 다른 데이터와 함께 종합적으로 분석하여 상황을 판단할 필요가 있다 (Kazimierski & Stateczny 2015, Fournier et al. 2018).

AIS data의 결함은 선박 간의 충돌 위험과 통신 무결성 문제로 이어질 수 있다. 운항 중에 발생하는 AIS data 결함은 선박의 위치 추적 오차를 야기하거나 잘못된 정보 교환을 유발할 수 있으며, 이는 주변 선박과의 상호작용과 선박 교통 체계 안전성에 영향을 미칠 수 있다. 정리하자면, AIS data 결함은 자율 운항 선박의 안전성과 신뢰성을 감소시키며, 심각한 사고로 이어질 수 있다. 따라서 이러한 결함을 신속하고 효과적으로 감지하고 해결하기 위한 결함 검출 기술은 매우 중요하다. 이에 본 논문에서는 주변 선박에 대한 추적 과정에서 발생하는 AIS 결함 검출 방법에 초점을 맞추었다. 특히, AIS data의 동적 정보라고 할 수 있는 위도, 경도, Speed Over Ground (SOG), 그리고 Course Over Ground (COG)에 대한 결함 검출에 초점을 맞추었다. 해당 동적 정보의 결함 검출을 위해 constant state model과 derivative augmented model을 제안하고, 제안한 모델을 기반으로 하여 결함을 검출하는 방법을 연구하였다. 제안하는 방법은 AIS data 결함 검출을 효과적으로 수행함으로써 선박 운항의 안전성과 신뢰성을 강화하는데 기여할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 AIS data 결함 검

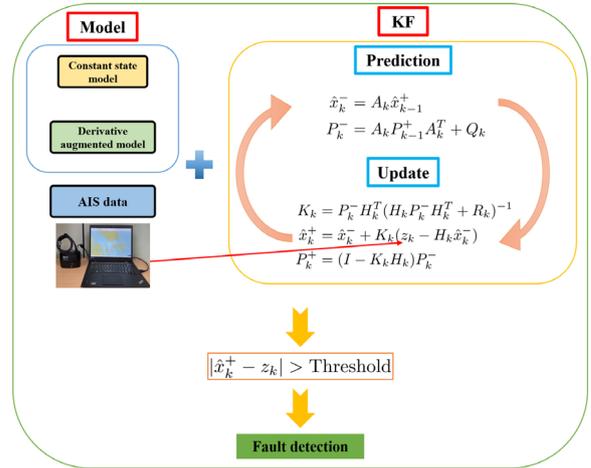


Fig. 1. Detecting fault in AIS data.

출을 위한 방법을 제시한다. 3장에서는 constant state model과 derivative augmented model에 대하여 기술한다. 4장에서는 시뮬레이션을 통해 제안한 방법의 유효성을 확인한다. 5장에서는 실제 해상에서 취득한 AIS data를 통해 제안하는 방법의 유효성과 적합성을 검증한다. 마지막으로 6장에서는 본 논문의 결과를 정리하고, 향후 연구 방향을 제시한다.

2. FILTERING-BASED AIS DATA FAULT DETECTION

2.1 AIS Data Fault Detection

결함 검출을 위한 방법으로는 다양한 방법이 있다. 상태 변수에 결함 요소를 추가하여 결함을 추정하는 방법이 있지만, 본 논문에서는 추정된 상태 변수를 AIS data와 비교하여 임계치 (threshold)를 넘어서게 되면 결함으로 검출하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법의 과정은 Fig. 1과 같다.

Fig. 1에 나타난 것처럼 먼저 constant state model과 derivative augmented model을 설계하였다. Constant state model은 시스템의 상태가 고정되어 있어 정적인 상태로 유지되며, noise에 따른 변화가 발생한다고 가정하여 설계한 모델이기 때문에 slow change model이라고도 한다. Derivative augmented model은 기존 모델에 미분 요소를 추가하여 결함 검출 성능을 강화한 모델이다. 다시 말해, 시스템의 상태를 나타내는 변수에 변화율 정보를 추가하여 시스템의 동적인 특성을 반영하도록 설계한 모델이다. 각 모델에 대한 자세한 설명은 3장에서 다뤘다. 설계한 모델을 기반으로 선형 칼만 필터(KF, Kalman filter)를 통해 구현하였다. 선형 칼만 필터에 의해 fault가 detection되는 방법이 아니므로, 선형 칼만 필터에 의해 추정된 값과 AIS data를 비교하여 차이가 정해진 임계치보다 크면 fault라고 판단하였다. 임계치는 선박의 특성마다 달라지므로, 사용자가 추적할 선박의 특성에 맞게 설정해야 한다.

2.2 Kalman filtering

선형 칼만 필터의 단계는 크게 예측과 측정 업데이트 단계로 구성된다. 먼저, 상태 변수에 대한 예측 과정은 Eq. (1)과 같다.

$$\hat{\mathbf{x}}^-(t_{k+1}) = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}^+(t_k) \quad (1)$$

여기서 $\hat{\mathbf{x}}^+(t_k)$ 는 k 번째 시각에서 추정된 상태 변수를 의미한다. \mathbf{A} 는 시스템 모델의 상태 변화 행렬을 의미하며, 현재의 시스템 상태를 이전 시스템 상태로 맵핑 변환을 정의한다. 그러므로, 시스템의 동작 방식과 물리적 특성을 나타내기 때문에 $\hat{\mathbf{x}}^+(t_k)$ 와의 연산을 통해 $k+1$ 번째 상태 변수를 예측할 수 있다.

오차 공분산의 예측 과정은 Eq. (2)와 같다.

$$\mathbf{P}^-(t_{k+1}) = \mathbf{A} \mathbf{P}^+(t_k) \mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (2)$$

여기서 $\mathbf{P}^+(t_k)$ 는 k 번째 시각에서 추정된 상태 오차 공분산을 의미한다. \mathbf{Q} 는 프로세스 모델에 대한 오차 공분산으로, 프로세스 모델의 불확실성이나 오차를 나타낸다. 예측 과정에서 상태 변화에 대한 불확실성을 고려하는 역할을 하기 때문에 예측된 상태의 변화에 노이즈나 불확실성이 어느정도 영향을 미치는지를 결정한다. 높은 값일수록 예측의 불확실성의 크다는 것을 의미한다. 결과적으로 $\mathbf{A} \mathbf{P}^+(t_k) \mathbf{A}^T$ 는 현재 상태 오차 공분산을 시스템 모델에 기 반하여 예측한 상태 오차 공분산이므로, 이에 \mathbf{Q} 를 더하여 $k+1$ 번째 시각에서의 상태 예측 오차 공분산을 계산한다.

칼만 이득 계산은 현재 예측된 상태 변수와 측정치 간의 관계를 고려하여 얼마나 각각 가중치를 줄지 결정하는 과정이라 할 수 있다. 칼만 이득 계산 과정은 Eq. (3)과 같다.

$$\mathbf{K}(t_{k+1}) = \mathbf{P}^-(t_{k+1}) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}^-(t_{k+1}) \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (3)$$

여기서 \mathbf{H} 는 관측 행렬로, 상태 변수와 측정치 간의 관계를 나타내며 상태 변수에서 측정 가능한 변수만을 선택하여 관계를 표현한다. \mathbf{R} 은 측정 오차 공분산으로, 실제 측정치와 시스템 상태 추정치 간의 불확실성을 나타내는데 사용된다. 즉, 측정 과정에서 발생하는 오차나 노이즈를 표현한다. \mathbf{R} 의 값이 클수록 해당 측정 변수의 노이즈가 크다는 것을 의미하며, 측정치의 신뢰도가 낮아 지게 된다.

계산된 칼만 이득은 상태 변수를 더 정확하게 추정하게 되며, 상태 변수 업데이트 과정에서 실제 측정치와 예측된 상태변수의 잔차를 결합하는데 사용된다. 상태 변수 업데이트 과정은 Eq. (4)와 같다.

$$\hat{\mathbf{x}}^+(t_{k+1}) = \hat{\mathbf{x}}^-(t_{k+1}) + \mathbf{K}(t_{k+1})(\mathbf{z}(t_{k+1}) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}^-(t_{k+1})) \quad (4)$$

여기서 $\mathbf{z}(t_{k+1})$ 는 AIS data인 측정치, $\mathbf{z}(t_{k+1}) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}^-(t_{k+1})$ 는 잔차를 의미한다. 최종적으로, 예측한 상태 변수와 $\mathbf{K}(t_{k+1})(\mathbf{z}(t_{k+1}) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}^-(t_{k+1}))$ 를 연산하여 상태 변수를 업데이트 한다.

마지막으로, 상태 오차 공분산을 업데이트 하는 과정은 Eq. (5)와 같다.

$$\mathbf{P}^+(t_{k+1}) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(t_{k+1}) \mathbf{H}) \mathbf{P}^-(t_{k+1}) \quad (5)$$

계산된 칼만 이득과 관측 행렬은 예측된 상태 오차 공분산과의 연산을 통해 상태 오차 공분산을 업데이트 한다. 해당 단계를 통해 추정치의 정확성과 불확실성을 업데이트 한다.

3. MODELS FOR FAULT DETECTION IN AIS DATA

AIS의 동적 정보 data인 위도, 경도, SOG, 그리고 COG에 대한 결함 검출을 위해 constant state model과 derivative augmented model을 제안한다. Derivative augmented model은 parameter 조절을 통하여 constant state model과 동등한 모델이 될 수 있다. Constant state model은 변화율의 정보가 없이 noise에 의한 변화를 반영하였으므로, 해당 모델로 추정값 도출하게 되면 오차가 크지만 결함을 오랫동안 검출할 수 있다. Derivative augmented model은 변화율 정보를 반영한 모델이므로, 해당 모델로 도출한 추정값은 상대적으로 오차가 작지만, 결함이 시작되는 첫 구간과 마지막 구간에서만 결함을 검출하는 특징이 있다. 또한, AIS data는 일반적으로 3초에 한 번씩 수신되거나 때로는 긴 시간동안 수신되지 않거나 마지막으로 수신된 시간에도 오차가 포함되는 특징이 있다. 즉, AIS data의 수신 주기(Δt)가 부정확하므로 증분을 포함한 상태변수로 모델을 설계하였다.

3.1 Constant State Model for Fault Detection

3.1.1 Model for fault detection in location data

Constant state model 기반으로 위도, 경도 data의 결함 검출에 사용할 추정기의 상태 변수는 Eq. (6)과 같다.

$$\mathbf{x}(t) = [p_N(t) \ p_E(t)]^T \quad (6)$$

여기서, $p_N(t)$ 과 $p_E(t)$ 는 추적 대상 선박에 대한 Universal Transverse Mercator (UTM) 좌표계에서의 북쪽 방향과 동쪽 방향의 위치를 의미한다.

선박의 위치 변화가 크지 않다고 가정한 모델이므로 각 요소에 대한 프로세스 모델은 Eqs. (7, 8)과 같다.

$$p_N(t_{k+1}) = p_N(t_k) + w_{p_N}(t_k) \quad (7)$$

$$p_E(t_{k+1}) = p_E(t_k) + w_{p_E}(t_k) \quad (8)$$

여기서 $w_{p_N}(t_k)$ 과 $w_{p_E}(t_k)$ 는 북쪽 방향과 동쪽 방향 위치에 대한 noise를 의미하며, 이를 통하여 암묵적으로 위치의 변화를 반영할 수 있다. 측정치는 Eq. (9)와 같다.

$$\mathbf{z}(t) = [\tilde{p}_N(t) \ \tilde{p}_E(t)]^T \quad (9)$$

여기서 $\tilde{p}_N(t)$ 과 $\tilde{p}_E(t)$ 는 AIS에서 수신된 추적 대상 선박의 위도와 경도를 UTM 좌표계로 변환한 북쪽 방향과 동쪽 방향에서의 위치를 의미한다. 그렇기 때문에, 측정 모델은 Eq. (10)과 같이 된다.

$$\mathbf{z}(t) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \mathbf{x}(t) \quad (10)$$

3.1.2 Model for fault detection in SOG data

Constant state model 기반으로 SOG data의 결함 검출에 사용할 추정기의 상태 변수는 Eq. (11)과 같다.

$$\mathbf{x}(t) = s(t) \tag{11}$$

여기서 $s(t)$ 는 추적 대상 선박의 speed이며, 이에 대한 프로세스 모델은 Eq. (12)와 같다.

$$s(t_{k+1}) = s(t_k) + w_s(t_k) \tag{12}$$

여기서 $w_s(t_k)$ 는 선박의 speed에 대한 noise를 의미하며, 이를 통하여 암묵적으로 SOG의 변화를 반영할 수 있다. 측정치는 Eq. (13)과 같다.

$$\mathbf{z}(t) = \tilde{s}(t) \tag{13}$$

여기서 $\tilde{s}(t)$ 는 AIS에서 수신된 추적 대상 선박의 SOG를 의미한다. 그렇기 때문에 측정 모델은 Eq. (14)와 같다.

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{x}(t) \tag{14}$$

3.1.3 Model for fault detection in COG data

Constant state model 기반으로 COG data의 결합 검출에 사용할 추정기의 상태 변수는 Eq. (15)와 같다.

$$\mathbf{x}(t) = c(t) \tag{15}$$

여기서 $c(t)$ 는 추적 대상 선박의 침로이며, 이에 대한 프로세스 모델은 Eq. (16)과 같다.

$$c(t_{k+1}) = c(t_k) + w_c(t_k) \tag{16}$$

여기서 $w_c(t_k)$ 는 선박의 침로에 대한 noise를 의미하며, 이를 통하여 암묵적으로 COG의 변화를 반영할 수 있다. 측정치는 Eq. (17)과 같다.

$$\mathbf{x}(t) = \tilde{c}(t) \tag{17}$$

여기서 $\tilde{c}(t)$ 는 AIS에서 수신된 추적 대상 선박의 COG를 의미한다. 그렇기 때문에 측정 모델은 Eq. (18)과 같다.

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{x}(t) \tag{18}$$

3.2 Derivative Augmented Model for Fault Detection

3.2.1 Model for fault detection in location data

Derivative augmented model 기반으로 위도, 경도 data의 결합 검출에 사용할 추정기의 상태 변수는 Eq. (19)와 같다.

$$\mathbf{x}(t) = [p_N(t) \ p_E(t) \ v_N(t) \ v_E(t) \ a_N(t) \ a_E(t)]^T \tag{19}$$

여기서, $p_N(t)$ 과 $p_E(t)$ 는 constant state model에서 나타난 notation과 의미가 같다. $v_N(t)$ 과 $v_E(t)$ 는 추적 대상 선박의 북쪽 방향과 동쪽 방향에 대한 위치 증분을 의미한다. 마지막으로, $a_N(t)$ 과 $a_E(t)$ 는 추적 대상 선박의 북쪽 방향과 동쪽 방향에 대한 위치 증분의 증분을 의미한다. 각 요소에 대한 프로세스 모델은 Eqs. (20-25)와 같다.

$$p_N(t_{k+1}) = p_N(t_k) + v_N(t_k) + w_{p_N}(t_k) \tag{20}$$

$$p_E(t_{k+1}) = p_E(t_k) + v_E(t_k) + w_{p_E}(t_k) \tag{21}$$

$$v_N(t_{k+1}) = v_N(t_k) + a_N(t_k) + w_{v_N}(t_k) \tag{22}$$

$$v_E(t_{k+1}) = v_E(t_k) + a_E(t_k) + w_{v_E}(t_k) \tag{23}$$

$$a_N(t_{k+1}) = a_N(t_k) + w_{a_N}(t_k) \tag{24}$$

$$a_E(t_{k+1}) = a_E(t_k) + w_{a_E}(t_k) \tag{25}$$

여기서 $w_{p_N}(t_k)$ 와 $w_{p_E}(t_k)$ 는 constant state model에서 나타난 notation과 의미가 같다. $w_{v_N}(t_k)$ 과 $w_{v_E}(t_k)$ 는 선박의 북쪽 방향 위치 증분과 동쪽 방향 위치 증분에 대한 noise를 의미한다. $w_{a_N}(t_k)$ 과 $w_{a_E}(t_k)$ 는 선박의 북쪽 방향 위치 증분의 증분과 동쪽 방향 위치 증분의 증분에 대한 noise를 의미한다. 즉, 해당 모델은 선박의 위치 증분과 위치 증분의 증분에 따른 변화를 반영하였다. 측정치는 Eq. (9)와 동일하며, 측정 모델은 Eq. (26)과 같이 된다.

$$\mathbf{z}(t) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \mathbf{x}(t) \tag{26}$$

3.2.2 Model for fault detection in SOG data

Derivative augmented model 기반으로 SOG data의 결합 검출에 사용할 추정기의 상태 변수는 Eq. (27)과 같다.

$$\mathbf{x}(t) = [s(t) \ s_a(t)]^T \tag{27}$$

여기서 $s(t)$ 는 추적 대상 선박의 speed이며, $s_a(t)$ 는 추적 대상 선박의 속도 증분을 의미한다. 각 요소에 대한 프로세스 모델은 Eqs. (28, 29)와 같다.

$$s(t_{k+1}) = s(t_k) + s_a(t_k) + w_s(t_k) \tag{28}$$

$$s_a(t_{k+1}) = s_a(t_k) + w_{s_a}(t_k) \tag{29}$$

여기서 $w_s(t_k)$ 는 선박의 speed에 대한 noise, $w_{s_a}(t_k)$ 는 선박의 속도 증분에 대한 noise를 의미한다. 즉, 해당 모델은 선박의 속도 증분에 의한 변화를 반영하였다. 측정치는 Eq. (13)과 동일하며, 측정 모델은 Eq. (30)과 같이 된다.

$$\mathbf{z}(t) = (1 \ 0) \cdot \mathbf{x}(t) \tag{30}$$

3.2.3 Model for fault detection in COG data

Derivative augmented model 기반으로 COG data의 결합 검출에 사용할 추정기의 상태 변수는 Eq. (31)과 같다.

$$\mathbf{x}(t) = [c(t) \ c_r(t)]^T \tag{31}$$

여기서 $c(t)$ 는 추적 대상 선박의 침로이며, $c_r(t)$ 는 추적 대상 선박의 침로 증분을 의미한다. 각 요소에 대한 프로세스 모델은 Eqs. (32, 33)과 같다.

$$c(t_{k+1}) = c(t_k) + c_r(t_k) + w_c(t_k) \tag{32}$$

$$c_r(t_{k+1}) = c_r(t_k) + w_{c_r}(t_k) \tag{33}$$

여기서 $w_c(t_k)$ 는 선박의 침로에 대한 noise, $w_{c_r}(t_k)$ 는 선박의 침로 증분에 대한 noise를 의미한다. 즉, 해당 모델은 선박의 침로 증분에 의한 변화를 반영하였다. 측정치는 Eq. (17)과 동일하며, 측정 모델은 Eq. (34)와 같이 된다.

$$\mathbf{z}(t) = (1 \ 0) \cdot \mathbf{x}(t) \tag{34}$$

Table 1. Setting simulation parameters.

Parameter	Constant state model			Derivative augmented model		
	Location	SOG	COG	Location	SOG	COG
A	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	1	1	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$
H	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	1	1	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$
Q	$\begin{pmatrix} 1^2 & 0 \\ 0 & 1^2 \end{pmatrix}$	2 ²	2 ²	$\begin{pmatrix} 0.8^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5^2 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 3^2 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{pmatrix}$
R	$\begin{pmatrix} 2.5^2 & 0 \\ 0 & 2.5^2 \end{pmatrix}$	4 ²	3 ²	$\begin{pmatrix} 4^2 & 0 \\ 0 & 4^2 \end{pmatrix}$	4 ²	3 ²

4. SIMULATION RESULTS AND ANALYSIS

4.1 Environment and Conditions for Simulations

제안한 방법은 시뮬레이션을 통해서 유효성을 확인하였다. 해당 선박의 초기 위치는 북쪽 방향 0 m, 동쪽 방향 0 m, 회전 속도는 0.5 deg/s, 운항 SOG는 10 knot, 그리고 초기 COG는 $\frac{\pi}{4}$ 로 하였다. 선박이 총 360초 동안 운항한다고 가정하였으며, AIS data 수신주기는 3초로 하였다. 생성한 데이터의 수는 120개이며, 위치, SOG, 그리고 COG data의 56번째에서 65번째사이에서 bias 결함을 인가하였다. 해당 구간에 인가한 bias 값은 위치의 경우 북쪽 방향 위치와 동쪽 방향 위치에 100 m, SOG의 경우 20 m/s, 그리고 COG의 경우 70 deg를 인가하였다.

AIS data에 대한 잡음은 다음과 같이 인가하였다. 위치에 대한 잡음은 평균이 0이고 표준편차가 3인 정규 분포된 난수, SOG에 대한 잡음은 평균이 0이고, 표준편차가 0.5인 정규 분포된 난수, 그리고 COG에 대한 잡음은 평균이 0이고, 표준편차가 0.03인 정규 분포된 난수를 인가하였다. Constant state model의 위치, SOG, 그리고 COG에 대한 임계치는 각각 40 m, 4 knot, 그리고 5 deg로 설정하였다. Derivative augmented model의 위치, SOG, 그리고 COG에 대한 임계치는 각각 40 m, 4 knot, 그리고 10 deg로 설정하였다. 마지막으로, 초기 파라미터에 대한 모델별 설정 값은 Table 1과 같다.

4.2 Simulation Results

Figs. 2-4는 제안한 방법을 통한 위치, SOG, 그리고 COG에 대한 결함 검출 결과이다. (a)는 constant state model 기반으로 결함을 검출한 결과, (b)는 derivative augmented model로 결함을 검출한 결과를 의미한다. 3장에서 언급한 것과 같이 constant state model기반으로 추정된 값은 오차가 컸지만, derivative augmented model기반으로 결함을 검출한 결과 보다는 결함을 오래 추정하는 결과를 나타냈다. Derivative augmented model 기반으로 추정된 값은 constant state model로 추정된 값보다는 오

차가 작았지만, 결함이 있는 첫 구간과 마지막 구간만 검출하였다. 특히, Fig. 2의 경우 비선형적 움직임 결과를 나타내기 때문에 constant state model 기반으로 추정된 경우 North 방향과 East 방향에 대한 추정 오차가 더 큰 것을 확인할 수 있다.

AIS data에 대한 결함 검출 시 한쪽 모델의 flag difference가 정상이라도 같은 기간 다른 한쪽 모델의 flag difference에서 검출되면 결함이라 하여 사용하는 것이 좋다. 또한, flag difference가 일정기간 0이 유지가 된다면 결함이 없어졌다고 판단할 수 있다. 일정기간의 기준은 해양 환경과 선박의 동특성에 따라 사용자가 적절하게 설정해야 한다. 결과적으로, 시뮬레이션을 통해 제안한 모델은 KF 특성상 예측한 결과대로 나온 것을 확인할 수 있었지만, 두 모델 모두 결함이 길게 지속되면 결함을 검출하지 못하는 것을 확인할 수 있었다.

5. EXPERIMENTAL RESULTS AND ANALYSIS

5.1 Environment and Conditions for Experiments

상태 변수에 제안하는 방법은 실증 실험을 통해 취득한 AIS data를 사용하여 검증하였다. 실증 실험은 싱가포르 남부 해상에서 2시간 동안 취득한 선박 AIS data이다. 실험에 사용된 AIS 수신기는 Alltek Marine Electronics Corp. 사의 CYPHO-150 AIS Receiver 모델을 사용하였으며 사양은 Table 2와 같다. 취득한 AIS data는 파싱 과정을 거친 후 Maritime Mobile Service Identity (MMSI)에 따라 분류하였으며 과정은 Fig. 5와 같다.

실증 실험을 통해 총 396척의 선박에 대한 AIS data가 취득되었다. 대다수의 선박이 항구에 정박해 있거나 운항을 미비하게 하였지만, 그 중 특성이 뚜렷하게 나타난 일부 선박에 대하여 결과를 분석하였다. 제안한 방법을 통해 분석한 선박의 대한 결과는 5.2절에 나타났다. 모델 별 초기 파라미터는 Table 3과 같이 설정하였다. 실험에서 설정한 임계치는 다음과 같다. 위치에 대한 임계치는 거리 40 m, SOG에 대한 임계치는 0.1 knot, 그리고 COG에 대한 임계치는 10 deg로 설정하였다. 또한, 실시간으로

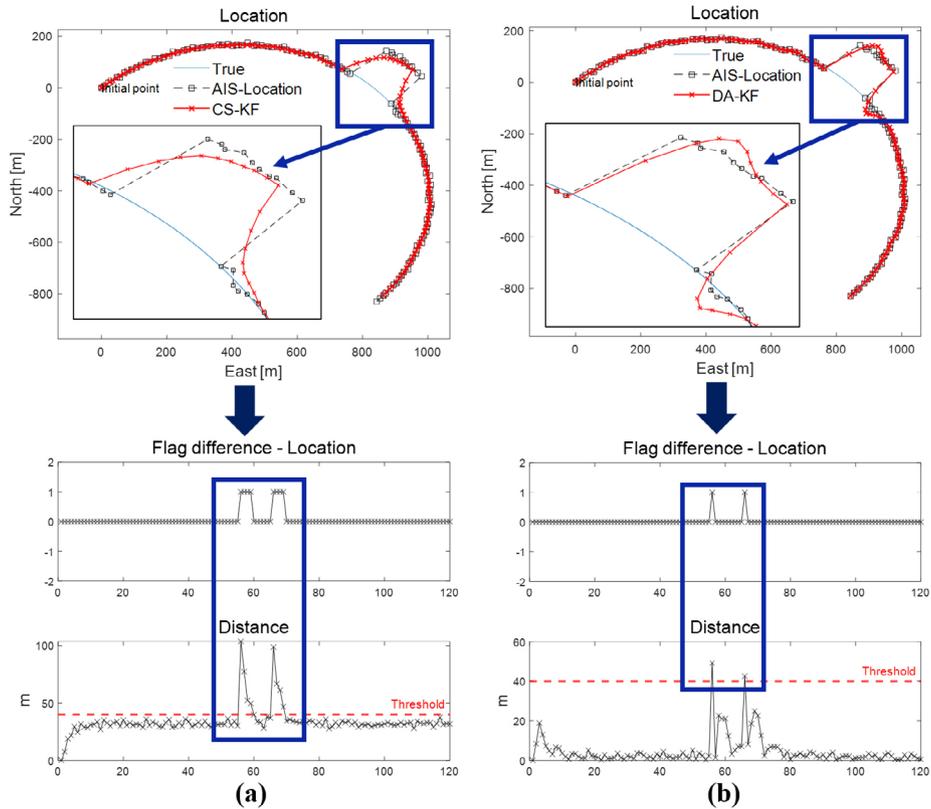


Fig. 2. Simulation-based AIS data fault detection result for location; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

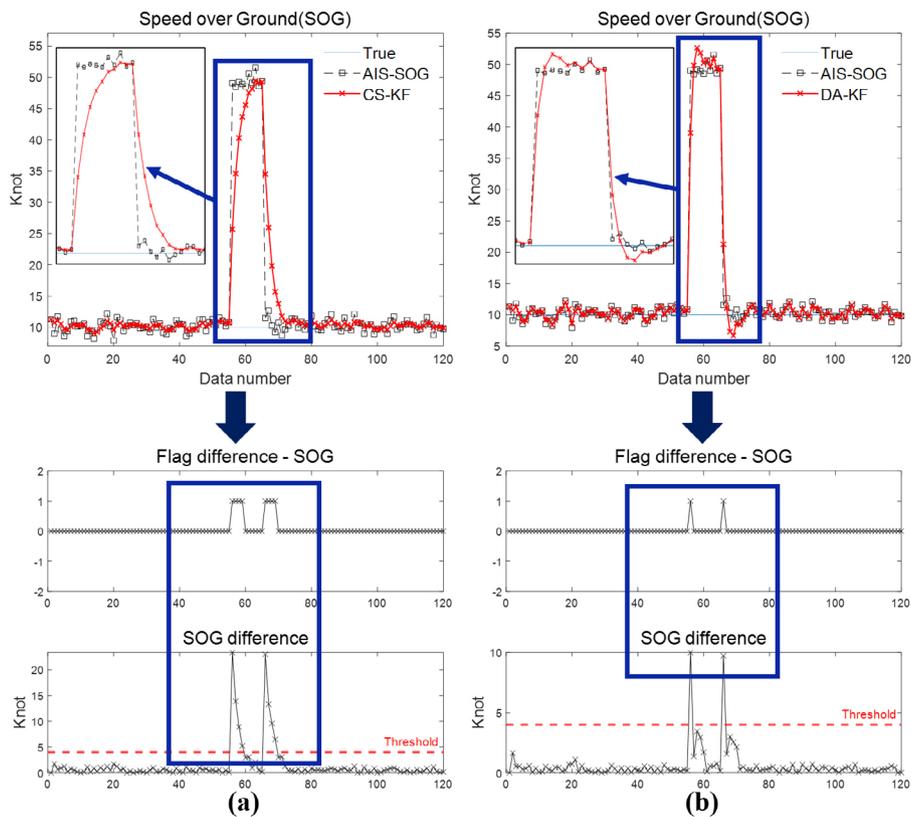


Fig. 3. Simulation-based AIS data fault detection result for SOG; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

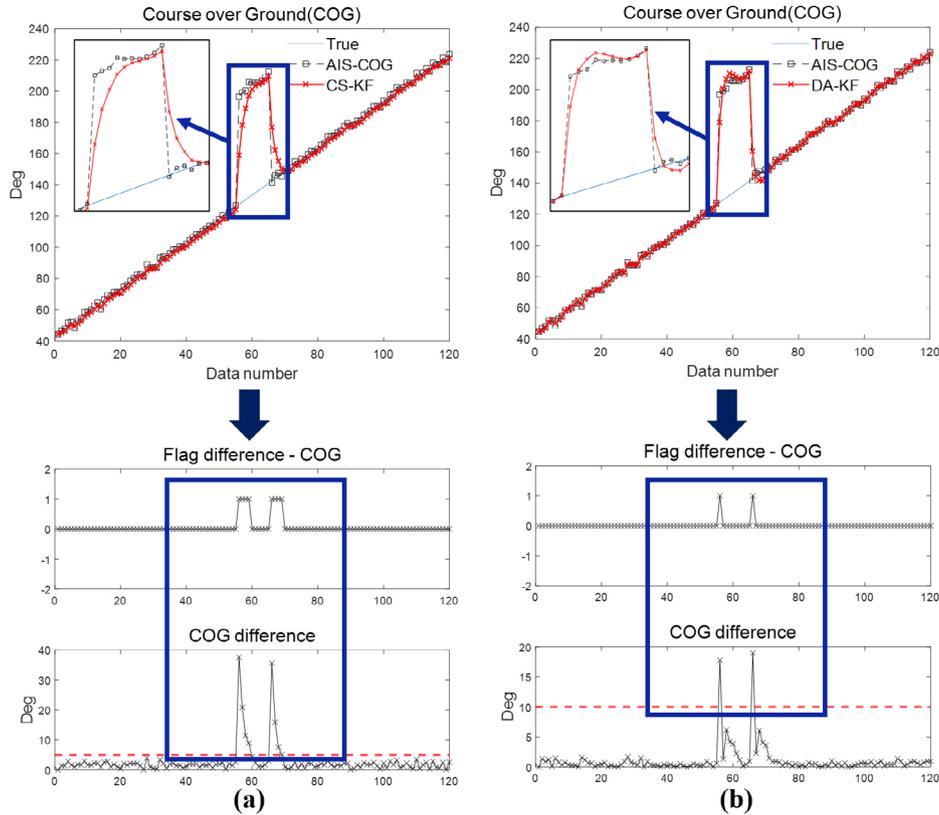


Fig. 4. Simulation-based AIS data fault detection result for COG; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

Table 2. AIS receiver specifications.

AIS RECEIVERS	
Number of AIS receivers	2 channels
CH-1	CH 87B (161.975 MHz)
CH-2	CH 88B (162.025 MHz)
Channel bandwidth	25 kHz
Message format	AIS Class A & B messages
Data rate	9,600 bps / per channel
Receive sensitivity	-112 dBm @ PER ≤ 20%
POWER SUPPLY	
Supply voltage	12 / 24V DC
Power consumption	<1.50 Watt
ENVIRONMENTAL	
Operating temperature	-15°C~55°C
Storage temperature	-25°C~70°C
Humidity operation	0~95% RH at 40°C
Vibration IEC	60945
Waterproof	IP2X
PHYSICAL DIMENSIONS	
Width	128 mm (4.99 inch)
Height	36 mm (1.40 inch)
Depth	88 mm (3.43 inch) (exclude connector)
Weight	210 g (including cable)

구동하기 위해 AIS data가 수신은 되었으나, 값이 없을 경우 추정하지 않았다. 마지막으로, 360°의 주기를 갖는 COG data는 불연속처럼 보이는 문제를 해결하고 결함을 검출하였다. 선박의 AIS data 결함 검출 위한 threshold와, 파라미터 Q , R 은 언급한 값과 같이 설정하였지만, 해양 환경과 선박의 동특성에 따라 사용자가 기준을 정하여 설정해야 한다. Threshold 기준과 파라미터가 선



Fig. 5. Detecting fault in AIS data.

박의 특성에 적합하지 않다면, 결함이라 판단되는 부분을 검출하지 못하거나 선박이 기동이 큰 운항을 할 시에 추정된 값이 실제 값을 따라가지 못하는 추정 delay 문제가 발생할 수 있다.

5.2 Experimental Results

5.2.1 Vessel test results

분석한 선박은 MMSI가 566639000이고, 선박 종류는 액체 화물을 운송하는 Tanker이며, 전장은 78 m, 전폭은 13 m, 그리고 선박명은 LEOMARIS다. 해당 선박은 북쪽 방향으로 최대 약 10,000

Table 3. Setting experiment parameters.

Parameter	Constant state model			Derivative augmented model		
	Location	SOG	COG	Location	SOG	COG
A	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	1	1	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$
H	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	1	1	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$
Q	$\begin{pmatrix} 1^2 & 0 \\ 0 & 1^2 \end{pmatrix}$	2^2	2^2	$\begin{pmatrix} 1^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1^2 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 1^2 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{pmatrix}$
R	$\begin{pmatrix} 2.5^2 & 0 \\ 0 & 2.5^2 \end{pmatrix}$	1^2	3^2	$\begin{pmatrix} 4^2 & 0 \\ 0 & 4^2 \end{pmatrix}$	4^2	3^2

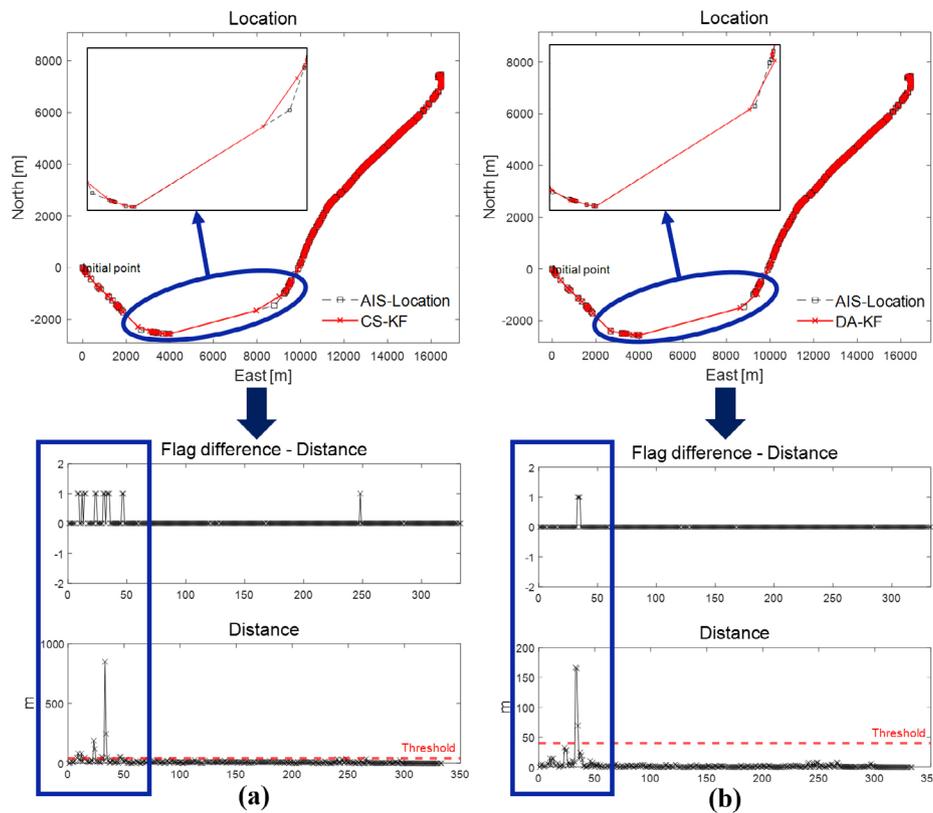


Fig. 6. AIS data fault detection result for location; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

m, 동쪽 방향으로 17,500 m 운항하였다. 최고 속도는 10 knot까지 출력되는 것을 확인하였다.

Figs. 6-8은 해당 선박에 대하여 각각 위치, SOG, 그리고 COG에 대한 추정 결과, 결함 검출 및 잔차를 나타냈다. (a)와 (b)는 시뮬레이션에서 나타내는 의미와 동일하다. 주요 결함이 발생한 부분을 파란색으로 표시 후 확대하여 나타냈다. Figs. 6-8 모두 첫 구간에서 AIS data인 위도와 경도의 수신시간이 길어지다 보니 검출이 발생하였다. 하지만, 이는 수신시간이 길어져 신뢰도

가 떨어지게 되어 결함이라 판단하였지만, 실제 AIS data의 결함이 아닐 수 있다. 제한한 모델은 증분을 고려하여 설계하였고 KF의 특성상 수렴하는데 일정시간이 소요되기 때문에 결함으로 판단되었다. Figs. 6-8 모두 constant state model 기반 결함 검출 횟수가 derivative augmented model 기반 결함 검출 횟수보다 많고 거리 잔차도 컸다. 즉, 시뮬레이션에서 확인한 것과 마찬가지로 constant state model 기반으로 도출한 추정값은 오차가 컸지만, 결함을 검출하는 시간이 길었다는 것을 의미한다. Fig. 8에

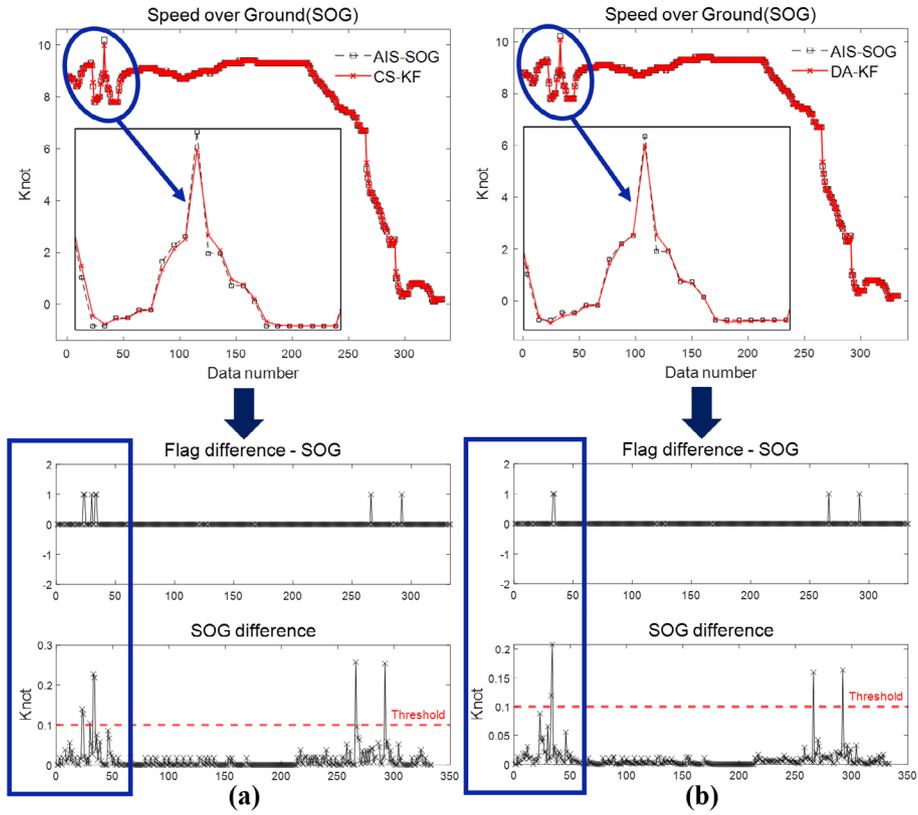


Fig.7. AIS data fault detection result for SOG; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

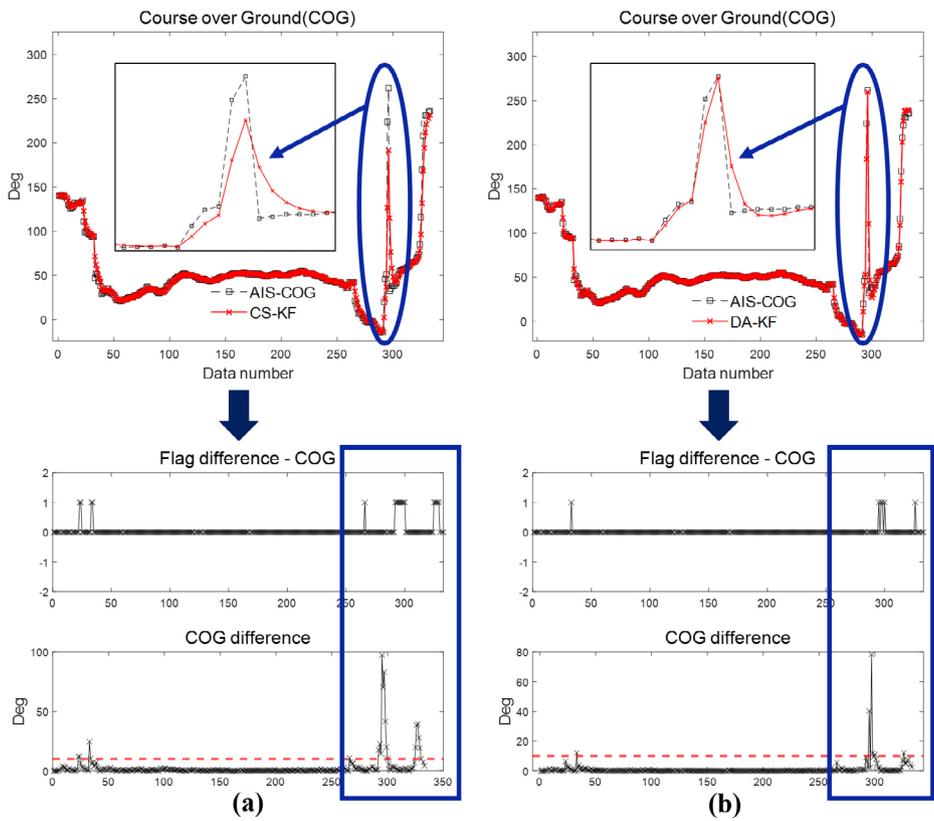


Fig.8. AIS data fault detection result for SOG; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

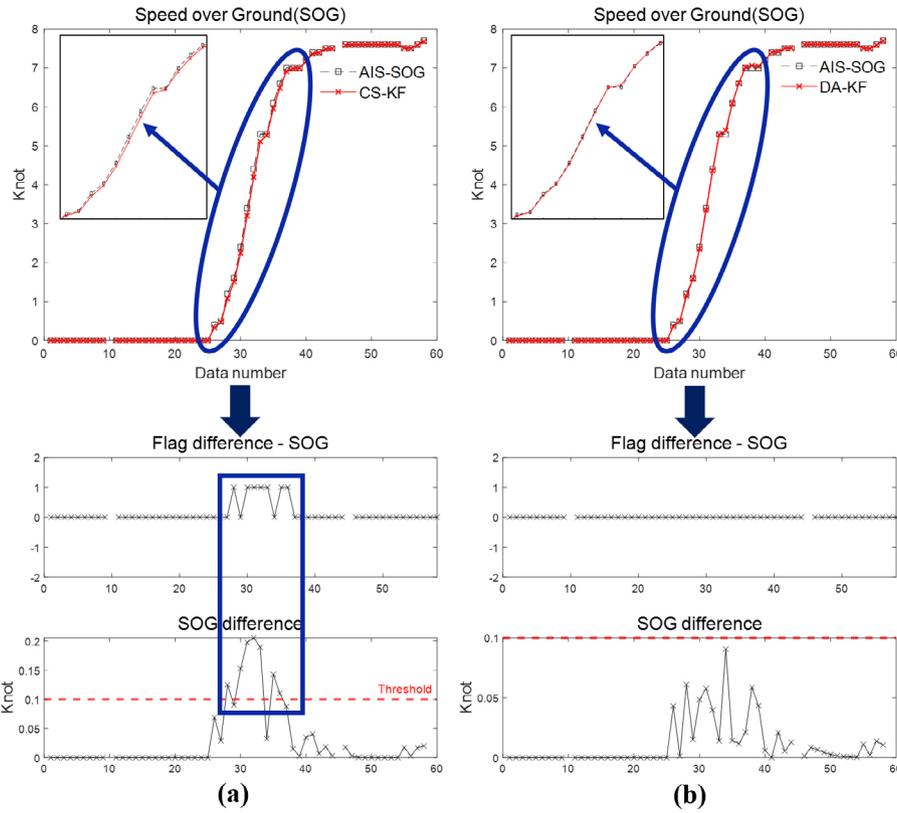


Fig.9. AIS data fault detection result for COG; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

서 파싱을 거친 COG의 결과는 $0^\circ \sim 360^\circ$ 의 주기를 갖기 때문에 불연속처럼 보이는 문제가 존재한다. AIS data 수신 순서 275번 ~ 291번이 언급한 해당 구간이었지만, 이전 시간대에서 출력된 AIS data와 연속되게 해결 후 결함을 검출하였다. 파란색으로 표시한 구간과 같이 선박의 침로가 변화하는 구간에서 derivative augmented model보다 constant state model을 통해 결함을 검출한 결과가 모델 특성상 결함 검출 시간이 길기 때문에 결함 검출의 횟수가 많은 것을 확인할 수가 있다. 결과적으로, 사용자가 제안한 모델을 통해 AIS data의 결함을 검출한다면 한쪽 모델의 결함 flag가 정상이라 해도 다른 한쪽의 결함 flag가 비정상이라면 결함으로 판단하여 해당 AIS data를 사용을 지양해야 한다.

5.2.2 Test results for vessel acceleration

선박의 기동 특성은 다양한 불확실한 요소에 영향을 받으며, 특히 예측 불가능한 가속도 변화로 인해 복잡한 항해 상황에서의 운항 결정을 어렵게 만들 수 있다. 그렇기 때문에, 가속도가 빠른 선박과 가속도가 비교적 느린 선박에 대하여 제안한 방법을 통해 SOG에 대한 결함을 검출해 보았다. 가속도가 빠른 선박은 MMSI가 563025390, 선박 종류는 Tanker, 전장 23 m, 전폭 10 m, 그리고 선박 명은 BONITA다. 가속도가 느린 선박은 MMSI가 477815500, 선박 종류는 Cargo, 전장 178 m, 전폭 28 m, 그리고 선박 명은 JIN XING LING이다.

Fig. 9는 가속도가 빠른 BONITA 선박에 대한 SOG 결함 검출 결과를 나타냈다. 파란색으로 표시한 구간이 가속도가 있는 구간

이며, Fig. 9a와 같이 constant state model로 결함을 검출하였을 때는 모델 특성상 noise에 의한 변화만 반영하기 때문에 추정 지연 문제가 발생한 것을 확인할 수 있다. 그렇기 때문에 표시한 구간을 결함이라 판단하였다. 이에 반해, Fig. 9b와 같이 derivative augmented model은 변화율 정보를 반영하였기 때문에 변화에 잘 대처할 수 있으므로, 결함이 검출이 되지 않은 것을 확인할 수 있다.

Fig. 10은 가속도가 비교적 느린 JIN XING LING 선박에 대한 SOG 결함 검출 결과를 나타냈다. 앞서 확인하였던 Fig. 9의 결과와는 다르게 가속도가 작아 속도가 천천히 증가하고 있어, 두 모델을 통해 결함을 검출하여도 변화를 잘 대처할 수 있으므로 결함이 검출되지 않는 것을 확인할 수 있다.

6. CONCLUSIONS

본 논문은 AIS data 동적정보인 위치, SOG, 그리고 COG에 대한 결함 검출 방법을 제안하였다. 결함 검출을 위한 2가지 모델인 constant state model과 derivative augmented model을 제안하였으며, 실제 해상에서 취득한 AIS data를 측정치로 사용하여 제안한 모델과 함께 KF를 통해 구현하였다. Constant state model은 변화율의 정보가 없이 noise에 의한 변화를 반영하였으므로, 해당 모델로 추정값 도출하게 되면 오차가 크지만 결함을 오랫동안 검출한다는 것을 확인하였다. Derivative augmented model은 변화율 정보를 반영한 모델이므로, 해당 모델로 도출한 추정값

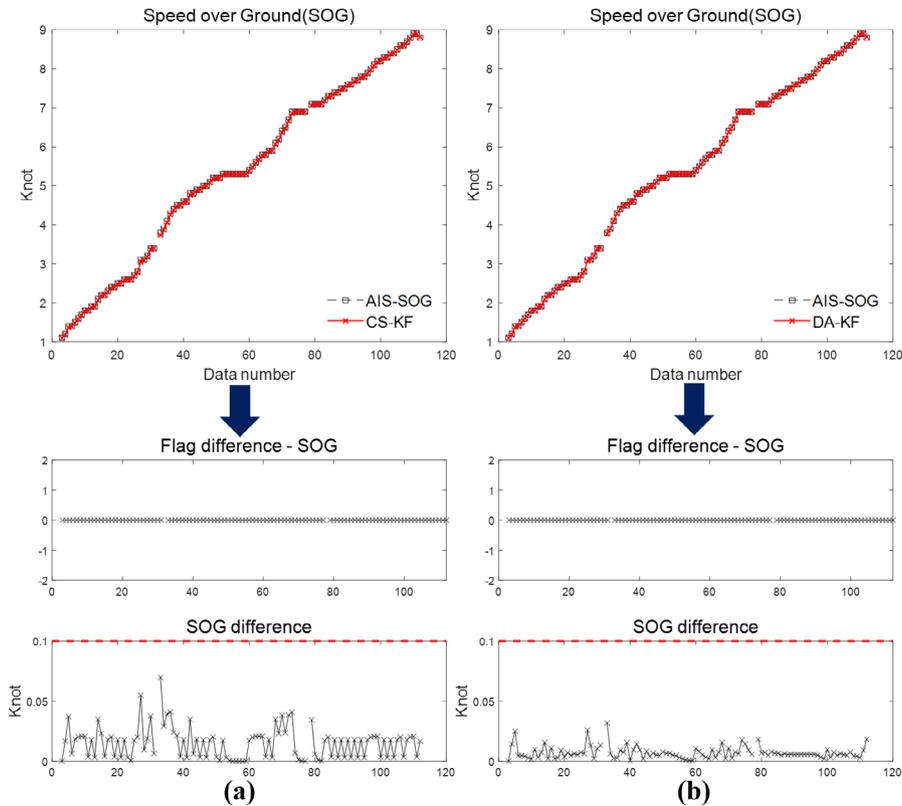


Fig.10. Detection of SOG fault for low-acceleration vessels; (a): constant state model, (b): derivative augmented model.

은 상대적으로 오차가 작지만, 결함 이 시작되는 첫 구간과 마지막 구간에서만 결함을 검출하는 특징이 있다는 것을 확인하였다. 그러므로, 사용자가 제안하는 방법을 사용시 해양 환경과 선박의 동특성에 맞게 두 모델을 적절히 결합하여 사용해야 한다. 또한, 선박의 종류와 동특성에 따라 검출이 되어야 하는 경우와 검출이 되어서는 안되는 경우에 대한 상황 판단 기준과 임계치 설정 기준이 필요하다. 마찬가지로, 프로세스 noise에 대한 공분산과 측정 noise에 대한 공분산의 기준도 필요하다.

향후 선박의 종류와 동특성에 따른 적절한 임계치와 파라미터를 찾고, AIS 정보에 computer time도 추가하여 정확한 시간 변화량에 따른 선박 data를 획득할 예정이다. 또한, 선박의 기동 특성에 따른 motion model을 설계하고 상태 변수에 결함에 대한 요소를 추가한 후 결함을 검출할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENTS

이 논문은 2023학년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Conceptualization, H.-T. Choi and N. Y. Ko; methodology, N. Y. Ko, D. B. Jeong and H.-T. Choi; software, D. B. Jeong;

validation, N. Y. Ko, H.-T. Choi and D. B. Jeong; formal analysis, N. Y. Ko and H.-T. Choi; investigation, N. Y. Ko, H.-T. Choi and D. B. Jeong; resources, N. Y. Ko, H.-T. Choi and D. B. Jeong; data curation, H.-T. Choi and D. B. Jeong; writing—original draft preparation, D. B. Jeong; writing—review and editing, N. Y. Ko and H.-T. Choi; visualization, D. B. Jeong; supervision, N. Y. Ko; project administration, N. Y. Ko and H.-T. Choi; funding acquisition, N. Y. Ko.

CONFLICTS OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest.

REFERENCES

- Bakdi, A., Glad, I. K., Vanem, E., & Engelhardtson, Ø. 2020, AIS-based multiple vessel collision and grounding risk identification based on adaptive safety domain, *Journal of Marine Science and Engineering*, 8, 5. <https://doi.org/10.3390/jmse8010005>
- Burmeister, H. C., Bruhn, W. C., & Walther, L. 2015, Interaction of harsh weather operation and collision avoidance in autonomous navigation, *TransNav: International Journal on*

- Marine Navigation and Safety of Sea Transportation, 9, 31-40. <https://doi.org/10.12716/1001.09.01.04>
- Burzigotti, P., Ginesi, A., & Colavolpe, G. 2012, Advanced receiver design for satellite-based automatic identification system signal detection, *International Journal of Satellite Communications and Networking*, 30, 52-63. <https://doi.org/10.1002/sat.1007>
- Forti, N., d'Afflisio, E., Braca, P., Millefiori, L. M., Carniel, S., et al. 2022, Next-gen intelligent situational awareness systems for maritime surveillance and autonomous navigation, *Proceedings of the IEEE*, 110, 1532-1537. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2022.3194445>
- Fournier, M., Hilliard, R. C., Rezaee, S., & Pelot, R. 2018, Past, present, and future of the satellite-based automatic identification system: Areas of applications (2004–2016), *WMU Journal of maritime affairs*, 17, 311-345. <https://doi.org/10.1007/s13437-018-0151-6>
- Goudossis, A. & Katsikas, S. K. 2019, Towards a secure automatic identification system (AIS), *Journal of Marine Science and Technology*, 24, 410-423. <https://doi.org/10.1007/s00773-018-0561-3>
- Jeong, D. B., Ko, N. Y., & Choi, H.-T. 2023, Vessel Location Tracking by Using Unscented Kalman Filter Implemented in Nonlinear Attitude Space, *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 29, 347-354. <https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2023.22.8007>
- Kazimierski, W. & Stateczny, A. 2015, Radar and automatic identification system track fusion in an electronic chart display and information system, *The Journal of Navigation*, 68, 1141-1154. <https://doi.org/10.1017/S0373463315000405>
- Mazzarella, F., Arguedas, V. F., & Vespe, M. 2015, Knowledge-based vessel position prediction using historical AIS data, In *2015 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF)*, 06-08 October 2015, Bonn, Germany. <https://doi.org/10.1109/SDF.2015.7347707>
- Papi, F., Tarchi, D., Vespe, M., Oliveri, F., Borghese, F., et al. 2015, Radiolocation and tracking of automatic identification system signals for maritime situational awareness, *IET Radar, Sonar & Navigation*, 9, 568-580. <https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2014.0292>
- Perera, L. P., Ferrari, V., Santos, F. P., Hinostroza, M. A., & Soares, C. G. 2015, Experimental evaluations on ship autonomous navigation and collision avoidance by intelligent guidance, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 40, 374-387. <https://doi.org/10.1109/JOE.2014.2304793>
- Pietrzykowski, Z., Wolejsza, P., Nozdrzykowski, Ł., Borkowski, P., Banaś, P., et al. 2022, The autonomous navigation system of a sea-going vessel, *Ocean Engineering*, 261, 112104. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.112104>
- Robards, M. D., Silber, G. K., Adams, J. D., Arroyo, J., Lorenzini, D., et al. 2016, Conservation science and policy applications of the marine vessel Automatic Identification System (AIS)—a review, *Bulletin of Marine Science*, 92, 75-103. <https://doi.org/10.5343/bms.2015.1034>
- Sun, X., Wang, G., Fan, Y., Mu, D., & Qiu, B. 2021, A formation autonomous navigation system for unmanned surface vehicles with distributed control strategy, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22, 2834-2845. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.2976567>
- Wang, J., Lin, C., Ji, L., & Liang, A. 2012, A new automatic identification system of insect images at the order level, *Knowledge-Based Systems*, 33, 102-110. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2012.03.014>
- Yang, D., Wu, L., Wang, S., Jia, H., & Li, K. X. 2019, How big data enriches maritime research—a critical review of Automatic Identification System (AIS) data applications, *Transport Reviews*, 39, 755-773. <https://doi.org/10.1080/01441647.2019.1649315>



Da Bin Jeong received the B.S. degree from the Department of Electronic Engineering, Chosun University, Gwangju, Korea, in 2019. He is currently a Ph.D. candidate at the same university. His research interests include navigation, state estimation, autonomous driving, fault detection, and tracking in robotics.



Hyun-Taek Choi received his B.S., M.S., and Ph.D. degrees from the Hanyang University, Korea in 1991, 1993, 2000 respectively. After working for Korea Telecom, Korea and ASL, University of Hawaii, USA as a post-doc, he joined Korea Research Institute of Ships and Ocean Engineering (KRISO), Korea in 2003.

He has been leading many projects related to intelligent marine robotic applications including remotely-operated vehicles, autonomous underwater vehicles, unmanned surface vehicles, and autonomous ship. He served a director of ocean system engineering division from 2015 to 2017. His research interests are the design of marine robots, perception, advanced control & navigation using robotic intelligence.



Nak Yong Ko received the B.S., M.S., and Ph.D. degrees from the Department of Control and Instrumentation Engineering, Seoul National University, Seoul, Korea, in 1985, 1987, and 1993, respectively. He has been a Professor with the Department of Electronic Engineering, Chosun University,

Gwangju, Korea, since 1992. He has worked as a Visiting Research Scientist with The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, USA, from 1997 to 1998 and from 2004 to 2005. He is involved in projects developing unmanned aerial vehicles and underwater vehicles, especially in the development of navigation algorithms. His research interests include navigation, collision avoidance, and motion planning in robotics. Prof. Ko is a member of IEEE Robotics and Automation Society and Oceanic Engineering Society and a member of the Institute of Control, Robotics and Systems, Korea.

