

(43) 공개일자 2025년07월07일

- (71) 출원인

국립부경대학교 산학협력단

주식회사 동화엔텍

부산광역시 강서구 녹산산단261로 7 (송정동)

- (72) 발명자

이경창

B63B 49/00 (2013.01)

부산광역시 기장군 정관읍 모전1길 9, 304동 601호(정관동일스위트3차)

장재현

심사청구일자 2023년 12월 28일

부산광역시 남구 수영로 304, 1706호(대연동, 대
송타워)

(뒷면에 계속)

- (74) 대리인

오위환, 박진기, 정기택

전체 청구항 수 : 총 18 항

(54) 발명의 명칭 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은 선박 FGSS 시계열 데이터를 활용하여 비정상 신호를 탐지하고, 이를 이상 탐지 기법에 적용하여 고장 시점과 원인 규명이 가능하도록 한 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법에 관한 것으로, 선박의 FGSS 장비에서 출력되는 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 데이터 수신 과정에서의 오류 발생 데이터의 제거 및 데이터 정규화를 수행하는 데이터 전처리부; FGSS 장비에 설치된 센서 데이터의 정상상태에 대한 정의 및 노이즈로 인한 변화 폭을 LSTM-AE 알고리즘을 통해 학습하는 모델 학습부; 해당 장비의 상태에 대한 정보를 제공하는 장비 상태 정보 제공부;를 포함하는 것이다.

대표도 - 도7



(52) CPC특허분류

B63B 79/10 (2022.01)

B63B 79/20 (2022.01)

B63H 21/38 (2013.01)

G06N 3/0442 (2023.01)

G06N 3/0455 (2023.01)

(72) 발명자

최준환

부산광역시 북구 금곡대로 268, 210동 202호(화명동, 화명동대림타운)

김동건

부산광역시 강서구 명지오션시티11로 51, 304동 301호(명지동, 영어도시 퀸덤1차)

전경용

부산광역시 사하구 다대로 473, 101동 901호(다대동, 다대포현대아파트)

명세서

청구범위

청구항 1

선박의 FGSS 장비에서 출력되는 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집부;

데이터 수신 과정에서의 오류 발생 데이터의 제거 및 데이터 정규화를 수행하는 데이터 전처리부;

FGSS 장비에 설치된 센서 데이터의 정상상태에 대한 정의 및 노이즈로 인한 변화 폭을 LSTM-AE 알고리즘을 통해 학습하는 모델 학습부;

해당 장비의 상태에 대한 정보를 제공하는 장비 상태 정보 제공부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서, 모델 학습부에서 LSTM-AE 알고리즘을 수행하는 AE(AutoEncoder)는,

인코더와 디코더로 구성되어 입력과 출력 시의 노드 개수가 같고,

Input layer에서 데이터를 받아 Hidden layer로 갈수록 그 수가 줄어들면서 정보를 압축하고 다시 Output layer로 복원하는 과정을 거쳐 재구성 오류를 생성하고, 이때 발생하는 재구성 오류(reconstruction error)의 정도를 이상 점수(Anomaly score)로 사용하여 임계값(threshold)과 비교하여 데이터가 정상인지 비정상인지 판단하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 3

제 2 항에 있어서, AE(AutoEncoder)는 정상과 비정상 데이터의 라벨이 필요하지 않으며, 입력 데이터와 출력 데이터가 유사한 방향으로 학습이 진행되고,

인코더 단계에서는 input 데이터의 특징을 추출하고 Hidden layer를 통하여 Latent layer로 압축하여 보내고, Latent layer에서는 재구축에 대해 가장 특징 있는 데이터 feature에 대한 우선순위를 매기고,

디코더 단계에서는 Latent layer에서 데이터를 가져와 원래 데이터로 복원하는 과정을 거치는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 4

제 3 항에 있어서, 인코더 layer에서 데이터를 압축하며 Latent layer로 데이터를 보내는 과정에서 데이터 손실이 발생하여 복원된 데이터와 원본 데이터의 차이가 생기고,

학습이 끝난 후 새로 입력된 데이터는 원본 데이터에 비해 우선순위가 낮은 특징들의 데이터는 사라지고 기존 학습 데이터와 유사한 방향으로 복원되는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 5

제 1 항에 있어서, 데이터 전처리부에서 추출된 FGSS 데이터에서 TIME_STAMP 값이 NaN값 이거나 중복된 값이 존재할 경우 Vessel link에서 데이터를 수신하는 과정에서 오류가 발생한 것으로 판단하여 제거하고,

데이터 세트의 크기를 줄이기 위하여 다운 샘플링하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 6

제 5 항에 있어서, 데이터의 각 속성의 값을 일정한 범위로 만들어 주기 위해 Mix-Max Scaler 함수를 통해 모든 데이터를 0과 1사이의 값을 갖도록 정규화를 진행하고,

학습 전 선박 FGSS 데이터 feature 간의 상관 분석을 진행하여 피어슨 상관계수가 높은 feature끼리(pearson

correlation coefficient 0.6이상) Sub-grouping을 진행하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 7

제 6 항에 있어서, feature를 그룹화하는 것에 의해 차원이 줄어들어 학습 시간과 리소스를 감소시키고, scale이 큰 feature에게 학습 비중을 두지 않고 모든 feature가 동등하게 학습이 가능하도록 하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 8

제 1 항에 있어서, 모델 학습부에서 LSTM-AE 모델을 사용하기 위하여 Input data의 shape를 3차원으로 변경하고,

시계열 데이터의 특성인 시간 종속성(temporal dependency)을 학습하기 위하여 데이터의 Sliding Window 진행하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 9

제 8 항에 있어서, 정상 데이터를 인코더에서 latent layer로 압축한 뒤 이를 디코더를 통해 복원해 원본과의 차이를 비교하여 이상탐지를 진행하는 LSTM-AE 모델 결과를 확인하기 위해,

학습된 모델의 재구성 확률(reconstruct probability)를 통해 데이터 복원 값에 대해 이상점수(Anomaly Score)로 정의하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 10

제 9 항에 있어서, 이상 데이터(Anomaly data)를 식별하기 위해 이상점수(Anomaly Score)로 정의한 손실함수의 누적 확률 분포에서 99%이상인 지점을 임계값(threshold)로 지정하고,

임계값(threshold)보다 높은 이상점수(Anomaly Score)의 데이터 포인트를 이상 데이터(Anomaly data)라 판단하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템.

청구항 11

선박의 FGSS 장비에서 출력되는 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집 단계;

데이터 수신 과정에서의 오류 발생 데이터의 제거 및 데이터 정규화를 수행하는 데이터 전처리 단계;

FGSS 장비에 설치된 센서 데이터의 정상상태에 대한 정의 및 노이즈로 인한 변화 폭을 LSTM-AE 알고리즘을 통해 학습하는 모델 학습 단계;

해당 장비의 상태에 대한 정보를 제공하는 장비 상태 정보 제공 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

청구항 12

제 11 항에 있어서, 모델 학습 단계에서,

Input layer에서 데이터를 받아 Hidden layer로 갈수록 그 수가 줄어들면서 정보를 압축하고 다시 Output layer로 복원하는 과정을 거쳐 재구성 오류를 생성하고, 이때 발생하는 재구성 오류(reconstruction error)의 정도를 이상 점수(Anomaly score)로 사용하여 임계값(threshold)과 비교하여 데이터가 정상인지 비정상인지 판단하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

청구항 13

제 12 항에 있어서, 정상과 비정상 데이터의 라벨을 필요로 하지 않으며, 입력 데이터와 출력 데이터가 유사한 방향으로 학습이 진행되고,

인코더 단계에서는 input 데이터의 특징을 추출하고 Hidden layer를 통하여 Latent layer로 압축하여 보내고, Latent layer에서는 재구축에 대해 가장 특징 있는 데이터 feature에 대한 우선순위를 매기고,

디코더 단계에서는 Latent layer에서 데이터를 가져와 원래 데이터로 복원하는 과정을 거치는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

청구항 14

제 13 항에 있어서, 인코더 layer에서 데이터를 압축하며 Latent layer로 데이터를 보내는 과정에서 데이터 손실이 발생하여 복원된 데이터와 원본 데이터의 차이가 생기고,

학습이 끝난 후 새로 입력된 데이터는 원본 데이터에 비해 우선순위가 낮은 특징들의 데이터는 사라지고 기존 학습 데이터와 유사한 방향으로 복원되는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

청구항 15

제 11 항에 있어서, 데이터 전처리 단계에서,

추출된 FGSS 데이터에서 TIME_STAMP 값이 NaN값 이거나 중복된 값이 존재할 경우 Vessel link에서 데이터를 수신하는 과정에서 오류가 발생한 것으로 판단하여 제거하고,

데이터 세트의 크기를 줄이기 위하여 다운 샘플링하고,

데이터의 각 속성의 값을 일정한 범위로 만들어 주기 위해 Mix-Max Scaler 함수를 통해 모든 데이터를 0과 1사이의 값을 갖도록 정규화를 진행하고,

학습 전 선박 FGSS 데이터 feature 간의 상관 분석을 진행하여 피어슨 상관계수가 높은 feature끼리(pearson correlation coefficient 0.6이상) Sub-grouping을 진행하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

청구항 16

제 11 항에 있어서, 모델 학습 단계에서 LSTM-AE 모델을 사용하기 위하여 Input data의 shape를 3차원으로 변경하고,

시계열 데이터의 특성인 시간 종속성(temporal dependency)을 학습하기 위하여 데이터의 Sliding Window 진행하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

청구항 17

제 16 항에 있어서, 정상 데이터를 인코더에서 latent layer로 압축한 뒤 이를 디코더를 통해 복원해 원본과의 차이를 비교하여 이상탐지를 진행하는 LSTM-AE 모델 결과를 확인하기 위해,

학습된 모델의 재구성 확률(reconstruct probability)를 통해 데이터 복원 값에 대해 이상점수(Anomaly Score)로 정의하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

청구항 18

제 17 항에 있어서, 이상 데이터(Anomaly data)를 식별하기 위해 이상점수(Anomaly Score)로 정의한 손실함수의 누적 확률 분포에서 99%이상이 되는 지점을 임계값(threshold)로 지정하고,

임계값(threshold)보다 높은 이상점수(Anomaly Score)의 데이터 포인트를 이상 데이터(Anomaly data)라 판단하는 것을 특징으로 하는 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 선박용 FGSS 관리에 관한 것으로, 구체적으로 선박 FGSS 시계열 데이터를 활용하여 비정상 신호를 탐지하고, 이를 이상 탐지 기법에 적용하여 고장 시점과 원인 규명이 가능하도록 한 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0001]

- [0002] 국제 해사 기구(IMO)의 변경된 환경 규제 발표에 따라 선박 연료의 황 함유량이 기존 3.5%에서 0.5%로 강화되었으며, LNG를 연료로 사용하는 선박에 대한 관심 및 필요성이 증가하고 있다.
- [0003] 이에 따라 LNG를 선박의 추진 연료로 사용하는 시스템인 FGSS(Fuel Gas Supply System)에 대한 수요 또한 많아지고 있다.
- [0004] FGSS(Fuel Gas Supply System)는 LNG 선박의 연료 공급시스템으로 Tank 내의 LNG(Liquefied Natural Gas), BOG(Boil off Gas)를 엔진 연료 공급 조건으로 만들어주는 시스템이다.
- [0005] 즉, LNG(Liquefied Natural Gas)와 같은 가스 형태의 연료를 선박 엔진에 공급하는 시스템이다.
- [0006] FGSS(Fuel Gas Supply System)는 여러 장비 및 시스템이 연계되어 있기 때문에, 고장에 치명적이다.
- [0007] 하지만, 이러한 FGSS 또한 현재 대부분의 선박용 장비들과 같이 장기간 항해로 인하여 현장에서 유지/보수 활동을 수행하고 있으며, 해상에서 수행되는 선박 장비의 유지/보수는 지상과 달리 상당히 제한적이기 때문에 많은 시간과 비용이 발생하며 고장 원인 또한 제대로 규명되지 않고 있다.
- [0008] 또한, 대부분의 선박 정비 기술은 고장이 발생하면 수리하는 사후 정비(Corrective Maintenance)와 고장 유무와 관계없이 주기적으로 장비 교체하는 방법인 정기 유지보수(Planned Maintenance) 예방기법에 의존한다.
- [0009] 이에 따라 실제 결함 수준과 관계없이 정비를 실시하므로 잦은 중단과 부품교체로 높은 비용이 발생한다.
- [0010] 특히, FGSS 장비의 고장을 탐지하기 위해 통계적 접근 방식을 통하여 현재 장비의 상태를 진단하려는 시도가 있으나, 대부분의 경우 선박을 운용하는 환경, 선박의 특성에 따라 각기 다른 특성을 가지므로 상태 진단에 실패하는 경우가 많은 문제로 진단에 한계가 존재하거나, 매우 낮은 정밀도로 추정이 가능해 선박의 적용에 적합하지 않다.
- [0011] 따라서, 효율성 개선 및 고장으로 인한 운행 제한을 최소화하고 원활한 선박 운영을 위해 선박 예지보전을 통한 유지보수를 시행할 수 있도록 하는 새로운 기술의 개발이 요구되고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0012] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허 제10-2021-0143106호
(특허문헌 0002) 대한민국 공개특허 제10-2022-0167008호
(특허문헌 0003) 대한민국 공개특허 제10-2022-0064098호

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0013] 본 발명은 종래 기술의 선박용 FGSS 관리 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로, 선박 FGSS 시계열 데이터를 활용하여 비정상 신호를 탐지하고, 이를 이상 탐지 기법에 적용하여 고장 시점과 원인 규명이 가능하도록 한 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.
- [0014] 본 발명은 LSTM-AE 알고리즘을 사용하여 정상 데이터의 범위를 정의하여 현재 FGSS 장비의 상태를 진단하고, 라이다의 선박의 운용환경으로 인한 노이즈 및 손실을 보정하기 위해 노이즈 신호를 학습에 포함하여 노이즈가 있는 환경에서의 상태를 추가적으로 추정할 수 있도록 한 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.
- [0015] 본 발명은 Vesselink에서 실제 데이터를 수집한 뒤 선박 데이터에 대한 시점을 고려하여, 선박 FGSS의 고장원인이 될 수 있는 특성 인자(특성 데이터인 이상치)를 추출하여 LSTM AE(Auto-Encoder)을 활용한 FGSS 시스템의 고장 예지 특성을 강화할 수 있도록 한 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.
- [0016] 본 발명은 이상치 데이터를 통해 시스템의 고장 인과 관계를 분석할 수 있으며 고장 데이터 발생의 원인을 파악

할 수 있도록 하여 선박 설비 및 시스템에 대한 이상 징후를 사전에 예측하여 설비를 보호하고 이상 동작을 예방할 수 있도록 한 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0017] 본 발명은 선박 설비 및 시스템에 대한 이상 징후를 사전에 예측하여 선박 고장에 관한 구체화된 정보와 고장 진단 체계를 갖추고 유지 보수 시점을 효율적으로 찾을 수 있도록 한 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0018] 본 발명의 다른 목적들은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0019] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템은 선박의 FGSS 장비에서 출력되는 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 데이터 수신 과정에서 오류 발생 데이터의 제거 및 데이터 정규화를 수행하는 데이터 전처리부; FGSS 장비에 설치된 센서 데이터의 정상상태에 대한 정의 및 노이즈로 인한 변화 폭을 LSTM-AE 알고리즘을 통해 학습하는 모델 학습부; 해당 장비의 상태에 대한 정보를 제공하는 장비 상태 정보 제공부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0020] 여기서, 모델 학습부에서 LSTM-AE 알고리즘을 수행하는 AE(AutoEncoder)는, 인코더와 디코더로 구성되어 입력과 출력 시의 노드 개수가 같고, Input layer에서 데이터를 받아 Hidden layer로 갈수록 그 수가 줄어들면서 정보를 압축하고 다시 Output layer로 복원하는 과정을 거쳐 재구축 오류를 생성하고, 이때 발생하는 재구축 오류(reconstruction error)의 정도를 이상 점수(Anomaly score)로 사용하여 임계값(threshold)과 비교하여 데이터가 정상인지 비정상인지 판단하는 것을 특징으로 한다.

[0021] 그리고 AE(AutoEncoder)는 정상과 비정상 데이터의 라벨이 필요하지 않으며, 입력 데이터와 출력 데이터가 유사한 방향으로 학습이 진행되고, 인코더 단계에서는 input 데이터의 특징을 추출하고 Hidden layer를 통하여 Latent layer로 압축하여 보내고, Latent layer에서는 재구축에 대해 가장 특징 있는 데이터 feature에 대한 우선순위를 매기고, 디코더 단계에서는 Latent layer에서 데이터를 가져와 원래 데이터로 복원하는 과정을 거치는 것을 특징으로 한다.

[0022] 그리고 인코더 layer에서 데이터를 압축하며 Latent layer로 데이터를 보내는 과정에서 데이터 손실이 발생하여 복원된 데이터와 원본 데이터의 차이가 생기고, 학습이 끝난 후 새로 입력된 데이터는 원본 데이터에 비해 우선순위가 낮은 특징들의 데이터는 사라지고 기존 학습 데이터와 유사한 방향으로 복원되는 것을 특징으로 한다.

[0023] 그리고 데이터 전처리부에서 추출된 FGSS 데이터에서 TIME_STAMP 값이 NaN값 이거나 중복된 값이 존재할 경우 Vessel link에서 데이터를 수신하는 과정에서 오류가 발생한 것으로 판단하여 제거하고, 데이터 세트의 크기를 줄이기 위하여 다운 샘플링하는 것을 특징으로 한다.

[0024] 그리고 데이터의 각 속성의 값을 일정한 범위로 만들어 주기 위해 Mix-Max Scaler 함수를 통해 모든 데이터를 0과 1사이의 값을 갖도록 정규화를 진행하고, 학습 전 선박 FGSS 데이터 feature 간의 상관 분석을 진행하여 피어슨 상관계수가 높은 feature끼리(pearson correlation coefficient 0.6이상) Sub-grouping을 진행하는 것을 특징으로 한다.

[0025] 그리고 feature를 그룹화하는 것에 의해 차원이 줄어들어 학습 시간과 리소스를 감소시키고, scale이 큰 feature에게 학습 비중을 두지 않고 모든 feature가 동등하게 학습이 가능하도록 하는 것을 특징으로 한다.

[0026] 그리고 모델 학습부에서 LSTM-AE 모델을 사용하기 위하여 Input data의 shape를 3차원으로 변경하고, 시계열 데이터의 특성인 시간 종속성(temporal dependency)을 학습하기 위하여 데이터의 Sliding Window 진행하는 것을 특징으로 한다.

[0027] 그리고 정상 데이터를 인코더에서 latent layer로 압축한 뒤 이를 디코더를 통해 복원해 원본과의 차이를 비교하여 이상탐지를 진행하는 LSTM-AE 모델 결과를 확인하기 위해, 학습된 모델의 재구성 확률(reconstruct probability)를 통해 데이터 복원 값에 대해 이상점수(Anomaly Score)로 정의하는 것을 특징으로 한다.

[0028] 그리고 이상 데이터(Anomaly data)를 식별하기 위해 이상점수(Anomaly Score)로 정의한 손실함수의 누적 확률 분포에서 99%이상이 되는 지점을 임계값(threshold)로 지정하고, 임계값(threshold)보다 높은 이상점수(Anomaly Score)의 데이터 포인트를 이상 데이터(Anomaly data)라 판단하는 것을 특징으로 한다.

[0029] 다른 목적을 달성하기 위한 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법은 선박의 FGSS 장비에

서 출력되는 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집 단계;데이터 수신 과정에서의 오류 발생 데이터의 제거 및 데이터 정규화를 수행하는 데이터 전처리 단계;FGSS 장비에 설치된 센서 데이터의 정상상태에 대한 정의 및 노이즈로 인한 변화 폭을 LSTM-AE 알고리즘을 통해 학습하는 모델 학습 단계;해당 장비의 상태에 대한 정보를 제공하는 장비 상태 정보 제공 단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0030] 여기서, 모델 학습 단계에서, Input layer에서 데이터를 받아 Hidden layer로 갈수록 그 수가 줄어들면서 정보를 압축하고 다시 Output layer로 복원하는 과정을 거쳐 재구축 오류를 생성하고, 이때 발생하는 재구축 오류(reconstruction error)의 정도를 이상 점수(Anomaly score)로 사용하여 임계값(threshold)과 비교하여 데이터가 정상인지 비정상인지 판단하는 것을 특징으로 한다.

[0031] 그리고 정상과 비정상 데이터의 라벨을 필요로 하지 않으며, 입력 데이터와 출력 데이터가 유사한 방향으로 학습이 진행되고, 인코더 단계에서는 input 데이터의 특징을 추출하고 Hidden layer를 통하여 Latent layer로 압축하여 보내고, Latent layer에서는 재구축에 대해 가장 특징 있는 데이터 feature에 대한 우선순위를 매기고, 디코더 단계에서는 Latent layer에서 데이터를 가져와 원래 데이터로 복원하는 과정을 거치는 것을 특징으로 한다.

[0032] 그리고 인코더 layer에서 데이터를 압축하며 Latent layer로 데이터를 보내는 과정에서 데이터 손실이 발생하여 복원된 데이터와 원본 데이터의 차이가 생기고, 학습이 끝난 후 새로 입력된 데이터는 원본 데이터에 비해 우선순위가 낮은 특징들의 데이터는 사라지고 기존 학습 데이터와 유사한 방향으로 복원되는 것을 특징으로 한다.

[0033] 그리고 데이터 전처리 단계에서, 추출된 FGSS 데이터에서 TIME_STAMP 값이 NaN값 이거나 중복된 값이 존재할 경우 Vessel link에서 데이터를 수신하는 과정에서 오류가 발생한 것으로 판단하여 제거하고, 데이터 세트의 크기를 줄이기 위하여 다운 샘플링하고, 데이터의 각 속성의 값을 일정한 범위로 만들어 주기 위해 Mix-Max Scaler 함수를 통해 모든 데이터를 0과 1사이의 값을 갖도록 정규화를 진행하고, 학습 전 선박 FGSS 데이터 feature 간의 상관 분석을 진행하여 피어슨 상관계수가 높은 feature끼리(pearson correlation coefficient 0.6이상) Sub-grouping을 진행하는 것을 특징으로 한다.

[0034] 그리고 모델 학습 단계에서 LSTM-AE 모델을 사용하기 위하여 Input data의 shape를 3차원으로 변경하고, 시계열 데이터의 특성인 시간 종속성(temporal dependency)을 학습하기 위하여 데이터의 Sliding Window 진행하는 것을 특징으로 한다.

[0035] 그리고 정상 데이터를 인코더에서 latent layer로 압축한 뒤 이를 디코더를 통해 복원해 원본과의 차이를 비교하여 이상탐지를 진행하는 LSTM-AE 모델 결과를 확인하기 위해, 학습된 모델의 재구성 확률(reconstruct probability)를 통해 데이터 복원 값에 대해 이상점수(Anomaly Score)로 정의하는 것을 특징으로 한다.

[0036] 그리고 이상 데이터(Anomaly data)를 식별하기 위해 이상점수(Anomaly Score)로 정의한 손실함수의 누적 확률 분포에서 99%이상인 되는 지점을 임계값(threshold)로 지정하고, 임계값(threshold)보다 높은 이상점수(Anomaly Score)의 데이터 포인트를 이상 데이터(Anomaly data)라 판단하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0037] 이상에서 설명한 바와 같은 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법은 다음과 같은 효과가 있다.

[0038] 첫째, 선박 FGSS 시계열 데이터를 활용하여 비정상 신호를 탐지하고, 이를 이상 탐지 기법에 적용하여 고장 시점과 원인 규명이 가능하도록 한다.

[0039] 둘째, LSTM-AE 알고리즘을 사용하여 정상 데이터의 범위를 정의하여 현재 FGSS 장비의 상태를 진단하고, 라이다의 선박의 운용환경으로 인한 노이즈 및 손실을 보정하기 위해 노이즈 신호를 학습에 포함하여 노이즈가 있는 환경에서의 상태를 추가적으로 추정할 수 있도록 한다.

[0040] 셋째, Vesselink에서 실제 데이터를 수집한 뒤 선박 데이터에 대한 시점을 고려하여, 선박 FGSS의 고장원인이 될 수 있는 특성 인자(특성 데이터인 이상치)를 추출하여 LSTM AE(Auto-Encoder)을 활용한 FGSS 시스템의 고장 예지 특성을 강화할 수 있도록 한다.

[0041] 넷째, 이상치 데이터를 통해 시스템의 고장 인과 관계를 분석할 수 있으며 고장 데이터 발생의 원인을 파악할 수 있도록 하여 선박 설비 및 시스템에 대한 이상 징후를 사전에 예측하여 설비를 보호하고 이상 동작을 효과적으로 예방할 수 있도록 한다.

[0042] 다섯째, 선박 설비 및 시스템에 대한 이상 징후를 사전에 예측하여 선박 고장에 관한 구체화된 경보와 고장 진단 체계를 갖추고 유지 보수 시점을 효율적으로 찾을 수 있도록 한다.

도면의 간단한 설명

- [0043] 도 1은 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템의 구성도
 도 2는 LSTM-AutoEncoder의 구성도
 도 3은 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법을 나타낸 플로우 차트
 도 4는 본 발명에 따른 전처리 과정 흐름도
 도 5는 선박 FGSS 데이터 분류 후 다운샘플링의 일 예를 나타낸 구성도
 도 6은 선박 FGSS 데이터 상관분석의 일 예를 나타낸 구성도
 도 7은 본 발명에 따른 모델의 학습 과정을 나타낸 흐름도
 도 8은 손실함수의 누적 확률 분포도
 도 9는 서브 그룹1의 이상 데이터 검출 그래프

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0044] 이하, 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법의 바람직한 실시 예에 관하여 상세히 설명하면 다음과 같다.
- [0045] 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법의 특징 및 이점들은 이하에서의 각 실시 예에 대한 상세한 설명을 통해 명백해질 것이다.
- [0046] 도 1은 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템의 구성도이다.
- [0047] 본 개시에서 사용되는 용어는 본 개시에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서 본 개시에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 개시의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0048] 명세서 전체에서 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있음을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0049] 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법은 선박 FGSS 시계열 데이터를 활용하여 비정상 신호를 탐지하고, 이를 이상 탐지 기법에 적용하여 고장 시점과 원인 규명이 가능하도록 한 것이다.
- [0050] 이를 위하여, 본 발명은 LSTM-AE 알고리즘을 사용하여 정상 데이터의 범위를 정의하여 현재 FGSS 장비의 상태를 진단하고, 라이다의 선박의 운용환경으로 인한 노이즈 및 손실을 보정하기 위해 노이즈 신호를 학습에 포함하여 노이즈가 있는 환경에서의 상태를 추가적으로 추정할 수 있도록 하는 구성을 포함할 수 있다.
- [0051] 본 발명은 Vesselink에서 실제 데이터를 수집한 뒤 선박 데이터에 대한 시점을 고려하여, 선박 FGSS의 고장원인이 될 수 있는 특성 인자(특성 데이터인 이상치)를 추출하여 LSTM AE(Auto-Encoder)을 활용한 FGSS 시스템의 고장 예지 특성을 강화할 수 있도록 하는 구성을 포함할 수 있다.
- [0052] 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템은 도 1에서와 같이, 선박의 FGSS 장비에서 출력되는 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집부(10)와, 데이터 수신 과정에서의 오류 발생 데이터의 제거 및 데이터 정규화를 수행하는 데이터 전처리부(20)와, FGSS 장비에 설치된 센서 데이터의 정상상태에 대한 정의 및 노이즈로 인한 변화 폭을 LSTM-AE 알고리즘을 통해 학습하는 모델 학습부(30)와, 해당 장비의 상태에 대한 정보를 제공하는 장비 상태 정보 제공부(40)를 포함한다.
- [0053] 이와 같은 구성을 갖는 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템은 이상치 데이터를 통해

시스템의 고장 인과 관계를 분석할 수 있으며 고장 데이터 발생의 원인을 파악할 수 있도록 하여 선박 설비 및 시스템에 대한 이상 징후를 사전에 예측하여 설비를 보호하고 이상 동작을 예방할 수 있도록 한 것이다.

[0054] 특히, 선박 설비 및 시스템에 대한 이상 징후를 사전에 예측하여 선박 고장에 관한 구체화된 정보와 고장 진단 체계를 갖추고 유지 보수 시점을 효율적으로 찾을 수 있도록 한다.

[0055] 본 발명에서의 '이상 데이터'는 다음과 같이 정의된다.

[0056] 선박 시스템에서 예상 또는 정상값 범위에서 크게 벗어난 모든 데이터 포인트와 예상한 패턴을 따르지 않는 데이터를 '이상 데이터'로 정의한다.

[0057] 이처럼 예상한 패턴이나 행동에 맞지 않는 특이한 데이터는 고장의 원인이 될 수 있다.

[0058] 선박 이상 데이터에는 다양한 유형이 존재한다. Outlier는 특정 매개변수에 대한 값의 정규 분포를 상당히 벗어나는 데이터 포인트를 의미하며 센서의 오작동, 장비의 고장, 외부 환경적 요인으로 인해 발생한다.

[0059] 데이터의 추세에서 데이터가 예상 범위에서 벗어나는 것은 Emerging issues 혹은 Potential fault로 이어지며 이는 데이터의 급격한 증가 또는 감소, 패턴의 예상치 못한 변화 또는 매개변수 간의 비정상적인 상관관계로 나타날 수 있다.

[0060] 또한 데이터 자체 또는 데이터 포인트와 일관성이 없는 데이터가 검출 될 경우 센서 측정의 문제, 예상치 못한 신호 변화 또는 물리적 원리를 무시하는 비논리적 판단 값이 원인이 될 수 있다.

[0061] 본 발명은 이러한 이상 데이터를 추출하여 고장을 예지하여 심각한 문제로 발전하기 전 조기에 발견하여 선박 운항 중단 시간, 수리 비용 및 위험요소를 최소화 하게된다.

[0062] 이는 선박 시스템의 전반적인 성능과 효율성을 향상 시키며 연료 소비 감소, 엔진 작동 최적화 및 장비 수명 연장으로 이어질 수 있다.

[0063] 이상 탐지 모델에 관하여 설명하면 다음과 같다.

[0064] 이상 데이터를 탐지하는 모델들은 통계적 분석과 회귀분석법, 기계학습(machine learning), 심층학습(deep learning)등 다양한 모델들이 있으며, 그 중 기계학습(machine learning)과 심층학습(deep learning) 모델들이 가장 활발하게 연구가 진행되고 있다.

[0065] 데이터 라벨 유무에 따라 지도 학습(Supervised), 반지도(Semi-supervised), 비지도(Unsupervised)로 나눌 수 있다.

[0066] 선박에서 추출한 데이터는 데이터 클래스 불균형 현상이 나타난다.

[0067] 선박 시스템의 데이터는 선박 시스템의 성능과 효율에 초점을 맞춘 리스트로 구성되어 있으며 고장 현상을 민감하게 반영하여 진단 및 예측이 가능한 수준의 고품질 데이터 확보가 현실적으로 대단히 어렵다.

[0068] 본 발명에 따른 선박 FGSS 고장진단 알고리즘은 선박의 특성상 비정상 데이터 수집에 어려운 점을 반영해 비지도 학습 기반 모델을 사용한다.

[0069] 비지도 학습은 데이터의 라벨이 존재 하지 않는다.

[0070] 따라서 이상탐지를 하기 위해 정상과 비정상 데이터를 구분하는 임계값(threshold)이 필요하다. 이상 점수(Anomaly Score)가 임계값(threshold)보다 높으면 이상 데이터라 판단하고 낮으면 정상 데이터라고 판단한다.

수학적 1

[0071]
$$Anomaly Score = -\log p(x_t; u_x, \sum x_t)$$

[0072] 본 발명에서 사용하는 모델은 LSTM-AE로 $N \sim (u_x, \sum x_t)$ 관측치의 negative log likelihood를 사용해서 이상 점수(Anomaly Score)를 정의한다.

- [0073] $u_x, \sum x_i$ 는 모델을 통해 산출된 reconstruction score의 분포에 대한 평균과 공분산을 나타내며 $f_s(x_i, \mathcal{D}, \theta)$ 는 이상 점수 추정 값을 의미한다.
- [0074] 이상점수(Anomaly Score)값이 높으면 LSTM-AE 모델로부터 재구축(reconstruction)이 잘 되지 않았다는 것을 의미하며 즉, 학습한 입력 데이터 값 범위에서 넘어가는 데이터 포인트가 복원 되었다는 의미이다.
- [0075] 여기서 임계값은 정상데이터로 학습을 진행했을 때 누적 확률 분포(Cumulative Probability Density)가 99%이상인 지점으로 결정한다.
- [0076] LSTM-AE에 관하여 설명하면 다음과 같다.
- [0077] 도 2는 LSTM-AutoEncoder의 구성도이다.
- [0078] 대부분 선박에서 이상 데이터는 정상 데이터에 비해 그 수가 적게 발견되기 때문에 본 발명에서는 학습 과정시 정상 데이터만을 활용하는 Auto-Encoder(AE) 기법을 사용한다.
- [0079] AutoEncoder는 인코더와 디코더로 구성되어 있으며, 입력과 출력 시의 노드 개수가 같다.
- [0080] Input layer에서 데이터를 받아 Hidden layer로 갈수록 그 수가 줄어들면서 정보를 압축하고 다시 Output layer로 복원하는 과정을 거쳐 재구축 오류를 생성하는데, 이때 발생하는 재구축 오류(reconstruction error)의 정도를 이상 점수(Anomaly score)로 사용하여 임계값(threshold)과 비교하여 데이터가 정상인지 비정상인지 판단한다.
- [0081] AE(AutoEncoder)는 정상과 비정상 데이터의 라벨이 필요하지 않으며, 입력 데이터와 출력 데이터가 유사한 방향으로 학습이 진행된다.
- [0082] 인코더 단계에서는 input 데이터의 특징을 추출하고 Hidden layer를 통하여 Latent layer로 압축하여 보내지게 된다. Latent layer에서는 재구축에 대해 가장 특징 있는 데이터 feature에 대한 우선순위를 매기게 된다.
- [0083] 디코더 단계에서는 Latent layer에서 데이터를 가져와 원래 데이터로 복원하는 과정을 거친다. 보통 인코더 layer에서 데이터를 압축하며 Latent layer로 데이터를 보내는 과정에서 데이터 손실이 발생하게 되는데 이 때문에 복원된 데이터와 원본 데이터의 차이가 생긴다.
- [0084] 학습이 끝난 후 새로 입력된 데이터는 원본 데이터에 비해 우선순위가 낮은 특징들의 데이터는 사라지고 기존 학습 데이터와 유사한 방향으로 복원된다.
- [0085] 또한 선박 시스템 데이터는 다차원 시계열 데이터를 추출하기 때문에 시간의 종속성을 학습하기 위해 LSTM을 적용한 LSTM-AutoEncoder의 알고리즘을 사용한다.
- [0086] 본 발명에서 데이터 수집은 선박 시스템의 feature 데이터를 수집하고, Vessel link에서 일정 주기로 실시간 데이터를 수집할 수 있다.
- [0087] Vessel link에서 데이터를 추출하여 csv 파일로 저장한다.
- [0088] 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법을 구체적으로 설명하면 다음과 같다.
- [0089] 도 3은 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법을 나타낸 플로우 차트이다.
- [0090] 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 방법은 도 3에서와 같이, 선박의 FGSS 장비에서 출력되는 각종 센서 데이터를 입력하는 단계(S501)와,
- [0091] 시간이 지남에 따라 운영하는 센서의 출력 값의 변화 및 노이즈를 수집하는 단계(S502)와, LSTM-AE 알고리즘을 통해 학습을 진행하는 단계(S503)와, FGSS 장비에 설치된 센서 데이터의 정상상태에 대한 정의 및 노이즈로 인한 변화 폭을 학습하여 해당 장비의 상태에 대한 정보를 제공하는 단계(S504)를 포함한다.
- [0092] 데이터 전처리 과정을 구체적으로 설명하면 다음과 같다.
- [0093] 도 4는 본 발명에 따른 전처리 과정 흐름도이다.
- [0094] 본 발명에 따른 일 실시 예에서, 선박 FGSS 데이터 총 6개의 feature를 추출한다.
- [0095] 추출 되지 못한 데이터의 feature는 새로운 이상 탐지 모델을 연구하기 위한 데이터로 사용하기 위해 Cloud에

저장한다.

- [0096] 추출된 FGSS 데이터에서 TIME_STAMP 값이 NaN값 이거나 중복된 값이 존재할 경우 Vessel link에서 데이터를 수신하는 과정에서 오류가 발생한 것이기 때문에 제거하는 것이 바람직하다.
- [0097] 선박 FGSS 데이터 같은 경우 데이터 수집 주기(10초)로 변동이 거의 일어나지 않기 때문에 1분 단위로 다운 샘플링하여 축소한다.
- [0098] 이로 인해 데이터 세트의 크기가 줄어들게 되어 학습의 복잡성이 떨어져 모델이 특정 부분 학습보다 더 일반화 가능한 패턴 학습이 가능해진다.
- [0099] 도 5는 선박 FGSS 데이터 분류 후 다운샘플링의 일 예를 나타낸 구성도이다.
- [0100] 학습 모델은 최적화 기법에 의존하는데, 스케일이 크게 다른 데이터 sample들이 있다면 최적화 시키는데 어려움을 겪을 수 있기 때문에 데이터의 각 속성의 값을 일정한 범위로 만들어 주기 위해 Mix-Max Scaler 함수를 통해 모든 데이터를 0과 1사이의 값을 갖도록 정규화를 진행한다.
- [0101] 또한, 학습 전 선박 FGSS 데이터 feature 간의 상관 분석을 진행하여 피어슨 상관계수가 높은 feature끼리 (pearson correlation coefficient 0.6이상) Sub-grouping을 진행한다.
- [0102] 이는 feature를 그룹화 함으로써 차원이 줄어들어 학습 시간과 리소스가 줄어들며 scale이 큰 feature에게 학습 비중을 두지 않고 모든 feature가 동등하게 학습이 가능하게 한다.
- [0103] 도 6은 선박 FGSS 데이터 상관분석의 일 예를 나타낸 구성도이고, 표 1은 FGSS 데이터를 피어슨 상관계수에 따라 Sub-grouping화 시킨 것이다.

표 1

Group No.	Feature
Sub-Group1	FG_PRE_HEATER_PRESS
	LNG_VAPORIZER_PRESS
Sub-Group2	LNG_VAP_GW_DIFF_PRESS
	FG_PRE_HEAT_OUTLET_TEMP
Sub-Group3	FG_PRE_HEAT_INLET_TEMP
	LNG_VAPORIZER_TEMP

- [0104]
- [0105] 도 7은 본 발명에 따른 모델의 학습 과정을 나타낸 흐름도이다.
- [0106] 데이터 전처리 과정을 통해 Sub-Group을 3개로 분류하고, Group 하나씩 학습을 진행한다.
- [0107] 본 발명에서는 각 시간 단계에서 이전 상태의 정보를 이용하여 다음 상태를 예측하는 방식인 LSTM을 적용한 LSTM-AE 모델을 사용하기 때문에 Input data의 shape를 3차원으로 변경해준다.
- [0108] 또한 시계열 데이터의 특성인 시간 종속성(temporal dependency)을 학습하고자 데이터의 Sliding Window 진행한다.
- [0109] Sliding Window를 진행하게 된다면 각 Window의 local temporal dependency를 학습할 수 있으며, 데이터를 Window Sliding 했기 때문에 데이터 특징을 추출 하는데 도움을 줄 수 있다.
- [0110] 파라미터 설정을 끝낸 후 데이터를 LSTM-AE 모델에 학습을 진행한다.
- [0111] 정상 데이터를 인코더에서 latent layer로 압축한 뒤 이를 디코더를 통해 복원해 원본과의 차이를 비교함으로써 이상탐지를 진행하는 LSTM-AE 모델 결과를 확인하기 위해 본 발명에서는 학습된 모델의 재구성 확률

(reconstruct probability)를 통해 데이터 복원 값에 대해 이상점수(Anomaly Score)로 정의한다.

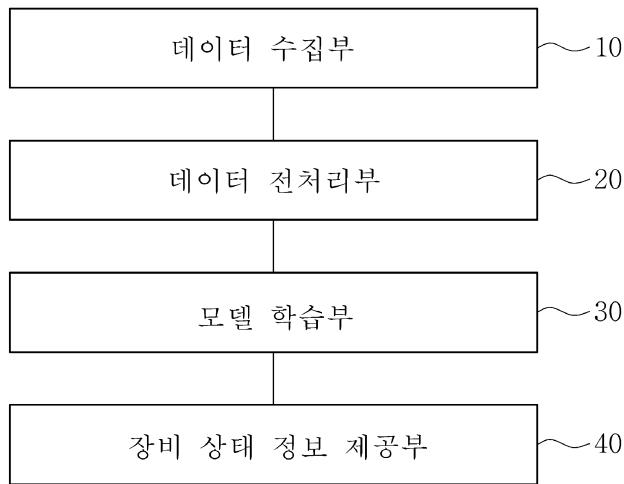
- [0112] 일 실시 예에서, 이상 데이터(Anomaly data)를 식별하기 위해 이상점수(Anomaly Score)로 정의한 손실함수의 누적 확률 분포에서 99%이상이 되는 지점인 0.213를 임계값(threshold)로 지정하여 임계값(threshold)보다 높은 이상점수(Anomaly Score)의 데이터 포인트를 이상 데이터(Anomaly data)라 판단한다.
- [0113] 임계값(threshold) 지정이 이로 한정되는 것은 아니다.
- [0114] 도 8은 LSTM-AE(Long Short Term Memory AutoEncoder) 모델 학습을 통한 Sub-Group1의 손실함수(Loss function) 분포를 나타낸다.
- [0115] 이를 통해 이상 데이터(Anomaly data)를 식별하기 위해 손실 함수의 누적 확률 분포가 99%이상이 되는 지점인 0.213를 임계값(threshold)으로 설정했다.
- [0116] 테스트 데이터셋을 통해서 재구성 오류(reconstruction error)를 계산하였을 때 해당 임계값(threshold)을 넘는 경우 이상으로 판단한다.
- [0117] 도 9는 서브 그룹1의 이상 데이터 검출 그래프이다.
- [0118] 임의로 test set에 넣은 데이터가 빨간색 선으로 표시한 임계값(threshold)을 뛰어 넘어 2022-10-04 4:20부터 133개 이상 데이터가 검출되는 것을 확인할 수 있다. 이는 이상 데이터를 검출하여 고장을 예지할 수 있다는 것을 의미한다.
- [0119] 이상에서 설명한 본 발명에 따른 LSTM AE 기반의 선박용 FGSS 고장 예지 시스템 및 방법은 선박 FGSS 시계열 데이터를 활용하여 비정상 신호를 탐지하고, 이를 이상 탐지 기법에 적용하여 고장 시점과 원인 규명이 가능하도록 한 것으로, LSTM-AE 알고리즘을 사용하여 정상 데이터의 범위를 정의하여 현재 FGSS 장비의 상태를 진단하고, 라이다의 선박의 운용환경으로 인한 노이즈 및 손실을 보정하기 위해 노이즈 신호를 학습에 포함하여 노이즈가 있는 환경에서의 상태를 추가적으로 추정할 수 있도록 한다.
- [0120] 이상에서의 설명에서와 같이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 본 발명이 구현되어 있음을 이해할 수 있을 것이다.
- [0121] 그러므로 명시된 실시 예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 하고, 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구 범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

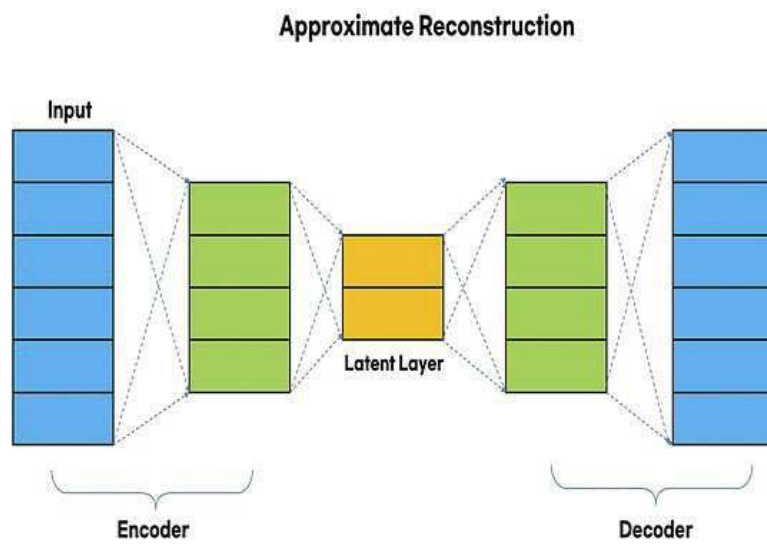
- [0122] 10. 데이터 수집부
- 20. 데이터 전처리부
- 30. 모델 학습부
- 40. 장비 상태 정보 제공부

도면

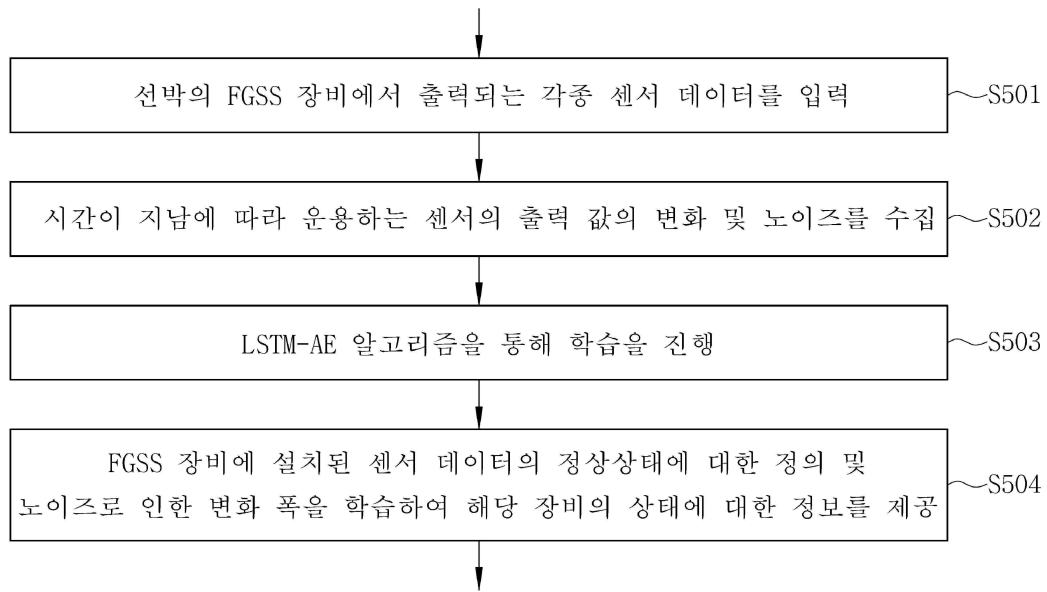
도면1



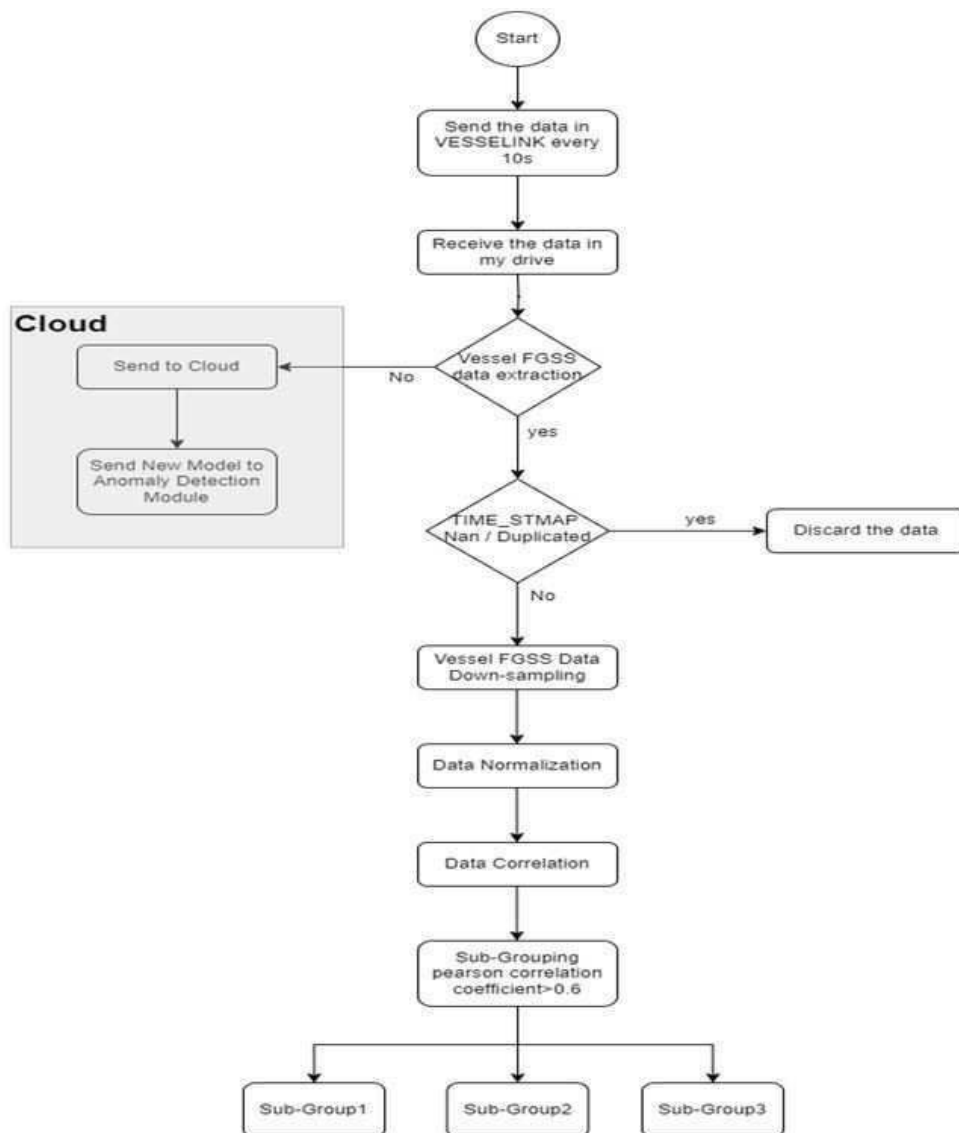
도면2



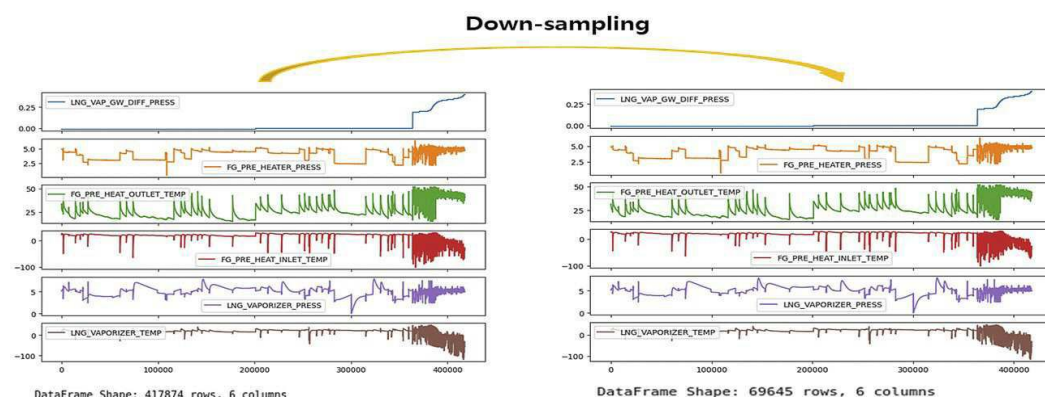
도면3



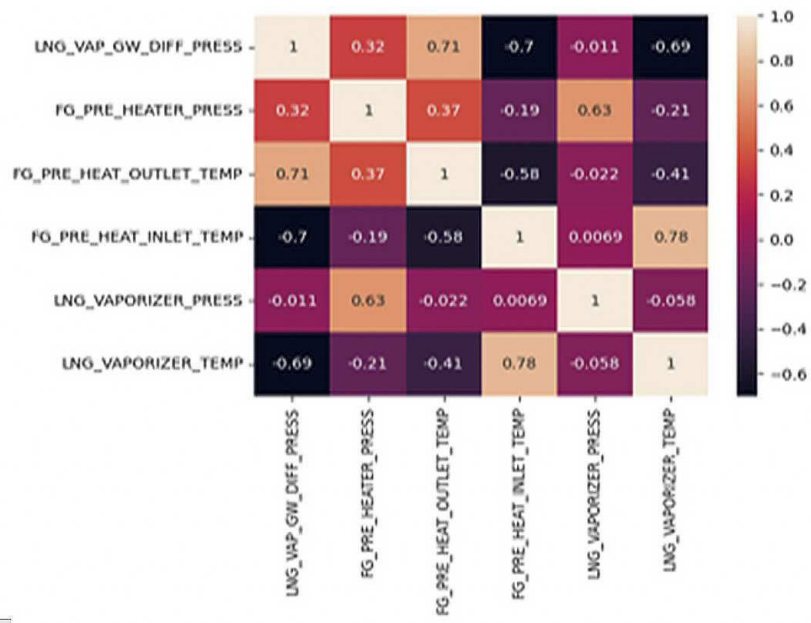
도면4



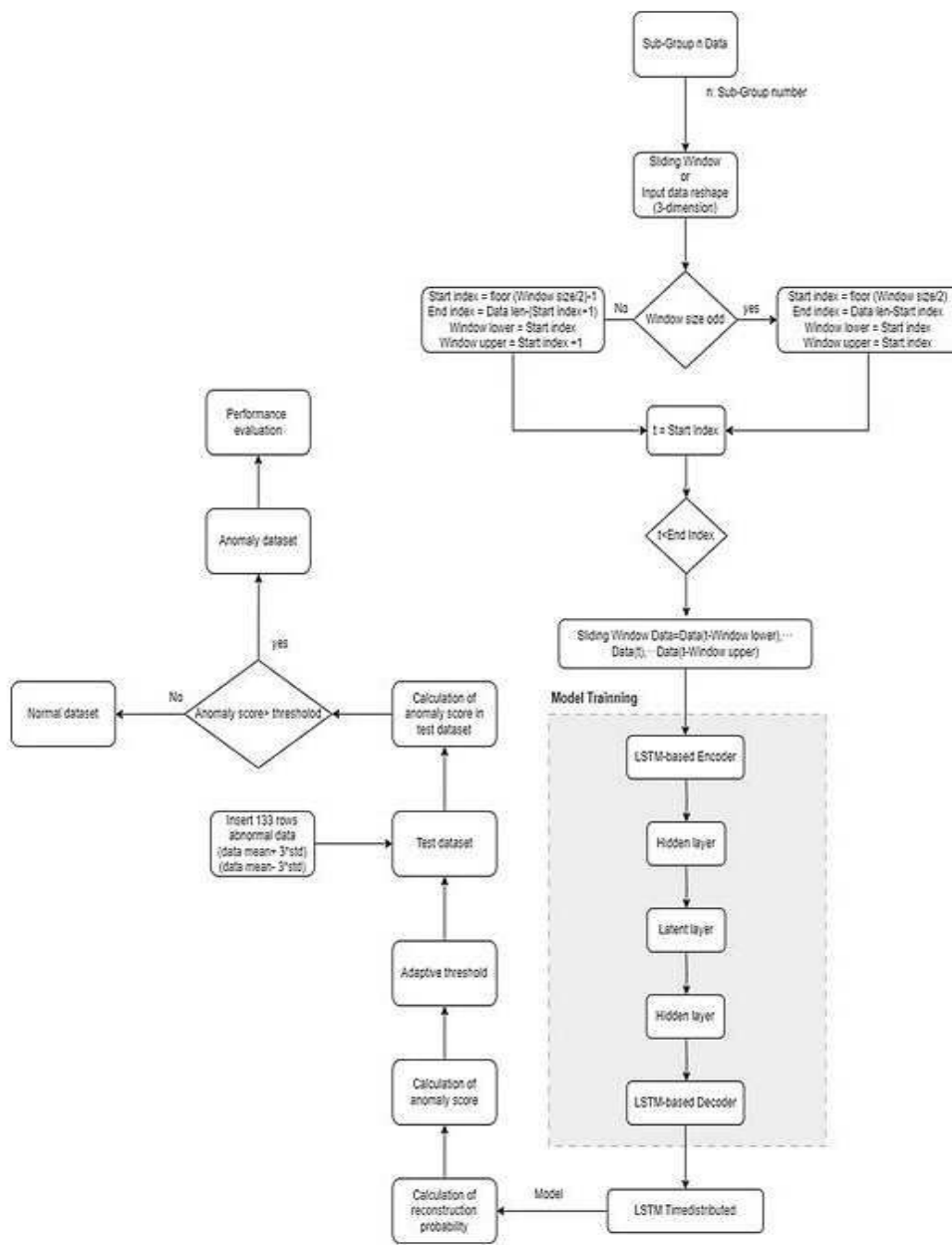
도면5



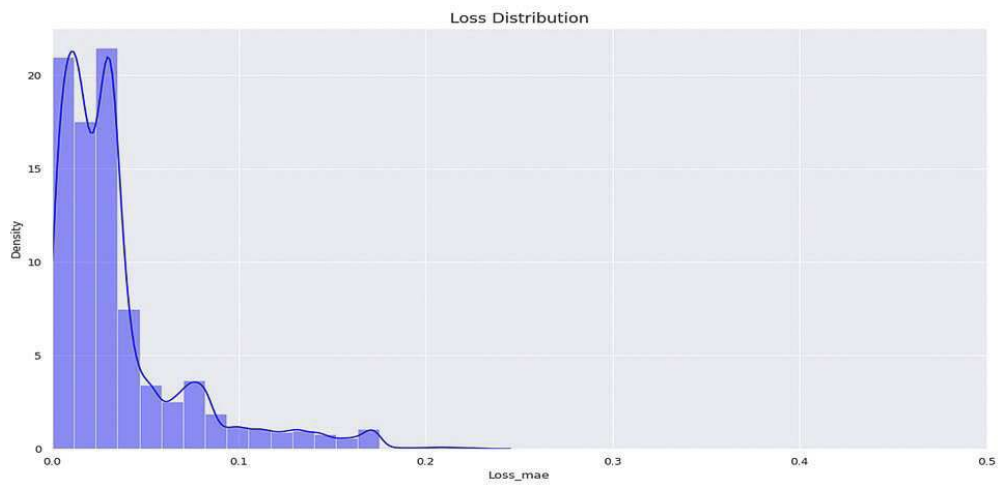
도면6



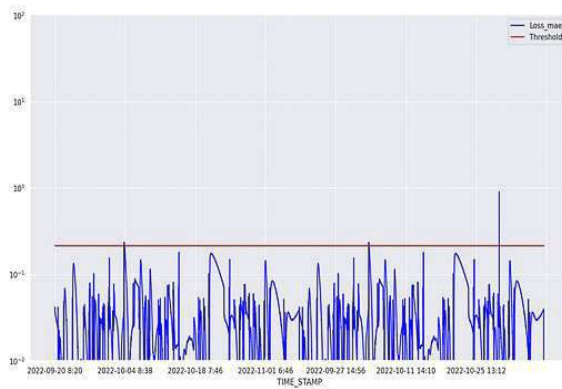
도면7



도면8



도면9



	Loss_mae	Threshold	Anomaly
TIME_STAMP			
2022-10-04 4:20	0.233656	0.213	True
2022-10-04 4:30	0.226336	0.213	True
2022-10-04 4:31	0.230329	0.213	True
2022-10-04 4:32	0.230329	0.213	True
2022-10-04 4:33	0.229664	0.213	True

DataFrame Shape : 133rows, 3columns