(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0071843
(43) 공개일자 2022년05월31일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) *G06N 3/04* (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
G06N 3/04 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0009487
(22) 출원일자 2021년01월22일
심사청구일자 2021년01월22일
(30) 우선권주장
1020200158746 2020년11월24일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김휘강
서울특별시 서초구 서운로 104, 201동 804호(서초동, 래미안서초에스티지에스)
유정도
서울특별시 은평구 증산로11길 31-1, 202호(증산동)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
이대호, 박건홍

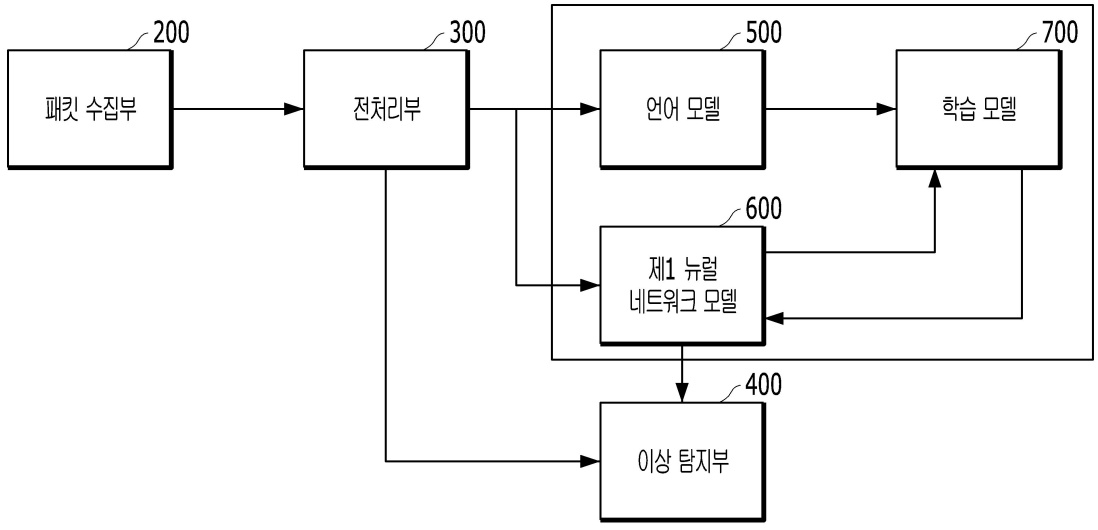
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 **무인 이동체 메시지 ID 시퀀스 생성을 위한 생성적 적대 신경망 모델과 그 학습 방법**

(57) 요 약

메시지 ID 시퀀스를 활용한 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법으로, 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하는 단계, 수집한 패킷 데이터를 전처리하는 단계, 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하는 단계, 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하는 단계, 언어 모델의 변환 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하는 단계, 및 전처리한 패킷 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도2



(72) 발명자

정성훈

서울특별시 성북구 장월로 160, 105동 1603호(장위동, 래미안장위포레카운티)

박은지

서울특별시 중구 다산로 258, A동 1002호(흥인동)

서강욱

서울특별시 성북구 개운사길 83-2, 204호(안암동5가)

류민수

서울특별시 영등포구 당산로54길 11, 102동 703호(당산동, 래미안당산1차아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711116786
과제번호	2020-0-00374-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	국가 공공 정보보호 인프라 강화
연구과제명	무인이동체 공통핵심 보안기술 개발 연구 (Development of Security Primitives for Unmanned Vehicles)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2020.04.01 ~ 2027.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법으로서,

상기 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하는 단계;

상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하는 단계;

상기 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하는 단계;

상기 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하는 단계;

상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하는 단계; 및

상기 전처리한 패킷 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는 단계;

를 포함하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하는 단계는,

상기 수집한 패킷 데이터로부터 메시지 ID를 추출하는 단계;

상기 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여하는 단계; 및

상기 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화하는 단계;

를 포함하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여하는 단계는,

상기 메시지 ID의 유형에 따라 각기 다른 정수값이 부여되는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화하는 단계는,

상기 메시지 ID의 크기를 조정하기 위하여 상기 메시지 ID에 부여한 정수값을 0 ~ 1 범위로 정규화하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 변환 데이터를 생성하는 단계는,

상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스를 N개 단위로 분할하고, 분할된 시퀀스에 대한 엔-그램(N-gram) 계산을 순차적으로 수행하여 상기 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 6

제1 항에 있어서,

상기 언어 모델은,

메시지 ID 엔-그램(N-gram) 모델을 포함하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 7

제1 항에 있어서,

상기 유사 데이터를 생성하는 단계는,

랜덤 노이즈 벡터를 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자(generator)에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 메시지 ID 시퀀스를 생성하는 단계;

상기 전처리한 패킷 데이터의 실제 메시지 ID 시퀀스와 상기 생성한 유사 메시지 ID 시퀀스를 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자(discriminator)에 입력하여 상기 실제 메시지 ID 시퀀스와 유사 메시지 ID 시퀀스를 판별하도록 학습하는 단계; 및

상기 판별 결과를 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자에 입력하여 상기 생성자를 학습시키는 단계;

를 포함하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 8

제1 항에 있어서,

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델은,

GAN(Generative Adversarial Network) 모델을 포함하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 9

제1 항에 있어서,

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하는 단계는,

상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 평가하고, 상기 평가 결과에 기초하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시키는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 10

제9 항에 있어서,

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시키는 단계는,

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 각각 개별적으로 학습시킨 다음, 구분자와 생성자를 함께 학습시켜서 학습 비율을 조정하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 11

제10 항에 있어서,

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시키는 단계는,

상기 구분자만을 M회 학습하는 제1 학습 과정, 상기 생성자만을 N회 학습하는 제2 학습 과정, 그리고 상기 구분자 및 생성자를 O회 학습하는 제3 학습 과정을 포함하고,

상기 제1, 제2, 제3 학습 과정의 순서 및 회수는, 생성자의 손실 함수에 기초하여 가변되는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 12

제9 항에 있어서,

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시키는 단계는,

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자를 M회 학습시키는 단계;

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자를 N회 학습시키는 단계; 및

상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 O회 학습시키는 단계;

를 포함하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 13

제1 항에 있어서,

상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는 단계는,

상기 무인 이동체가 정상 통신 상태에서 발생하는 정상 패킷 데이터를 전처리하는 단계; 및

상기 전처리한 정상 패킷 데이터를 상기 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 정상 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하여 학습하는 단계;

를 포함하는,

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법.

청구항 14

컴퓨터 판독가능 저장 매체 저장된 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 프로세서에서 실행되는 경우, 무인 이동체 이상 탐지 모델을 학습하기 위한 이하의 동작들을 수행하도록 하며, 상기 동작들은:

상기 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하는 동작;

상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하는 동작;

상기 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하는 동작;

상기 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하는 동작;

상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하는 동작; 및

상기 전처리한 패킷 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는 동작;

을 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 15

무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 제공하기 위한 컴퓨팅 장치로서,

하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서; 및

메모리;

를 포함하고,

상기 프로세서는,

상기 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하고,

상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하며,

상기 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하고,

상기 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하며,

상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하고, 그리고

상기 전처리한 패킷 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는,

컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은, 무인 이동체에 대한 적대적 학습 방법을 이용한 딥러닝 모델로, 학습 데이터 생성을 통해 이상 탐지 시스템의 성능을 향상시키는 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 일반적으로, 무인 이동체란 드론, 자율주행차 등 사람의 개입이 최소화된 상태로 스스로 현 상황을 판단해 특정 임무를 수행하는 기체를 말한다. 오늘날 무인 이동체 기술이 발전하면서 택배, 운전, 지역 감시, 군사 무기 등 여러 분야에 무인 이동체가 사용되고 있다. 사람의 개입이 적은 만큼 무인 이동체에 이상 징후가 포착되었을 경우 사람이 즉각적으로 알아채서 대응할 수 없는 경우가 많다. 따라서 이상 징후 탐지 시스템이 이상 징후가 포착되면 그 즉시 사람에게 알릴 필요성이 있다. 딥러닝 모델을 이용하여 이러한 이상 징후 탐지를 할 수 있다.

[0004] 딥러닝 모델을 학습하기 위해서는, 딥러닝 모델의 구조와 하이퍼파라미터를 변경하는 것이 일반적이다. 그럼에도 충분한 성능 향상이 없을 수가 있다. 이러한 경우, 딥러닝 모델의 학습 데이터의 수가 적거나, 학습 데이터가 고른 분포를 갖지 않아 딥러닝 모델이 편향적인 정보만 취하는 것이 원인일 수 있다.

[0005] 따라서 모델 성능을 더 향상시키기 위해서는 많은 학습 데이터를 확보해야 한다.

[0006] 데이터 확보를 위한 방법 몇 가지를 예로 들 수 있다. 첫째는 데이터의 기하학적 변환이 있다. 이미지 데이터에 대하여 회전, 반전, 평행 이동 등을 적용하여 데이터의 양을 늘릴 수 있다. 그러나 이러한 방법은 이미지 등 특정 도메인에 속하는 데이터에만 적용할 수 있다는 단점이 있다. 둘째는 실제 데이터를 추가 확보하는 것이다.

[0007] 그러나 학습을 위해 많은 데이터를 확보하는 것은 비용이 많이 든다는 문제가 있다. 데이터 확보에 드는 비용 문제를 해결하기 위하여 데이터를 생성하는 또 다른 딥러닝 모델을 도입할 필요가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 개시는 전술한 배경기술에 대응하여 안출된 것으로, 무인 이동체에서 이상 징후 탐지 모델의 성능을 향상시키기 위한 데이터 생성 딥러닝 모델과 그 모델을 학습하는 방법이다.

과제의 해결 수단

[0011] 전술한 바와 같은 과제를 실현하기 위한 본 개시의 일 실시예에 따라, 무인 이동체 메시지 ID 시퀀스 생성을 위한 생성적 적대 신경망 모델과 그 학습 방법이 개시된다.

[0012] 전술한 바와 같은 과제를 해결하기 위한 본 개시의 일 실시예에 따른 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법은, 상기 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하는 단계, 상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하는 단계, 상기 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하는 단계, 상기 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하는 단계, 상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하는 단계, 및 상기 전처리한 패킷 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하는 단계는, 상기 수집한 패킷 데이터로부터 메시지 ID를 추출하는 단계, 상기 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여하는 단계, 및 상기 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여하는 단계는, 상기 메시지 ID의 유형에 따라 각기 다른 정수값이 부여될 수 있다.

[0015] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화하는 단계는, 상기 메시지 ID의 크기를 조정하기 위하여 상기 메시지 ID에 부여한 정수값을 0 ~ 1 범위로 정규화할 수 있다.

[0016] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 변환 데이터를 생성하는 단계는, 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스를 N개 단위로 분할하고, 분할된 시퀀스에 대한 엔-그램(N-gram) 계산을 순차적으로 수행하여 상기 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성할 수 있다.

[0017] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 언어 모델은, 메시지 ID 엔-그램(N-gram) 모델을 포함할 수 있다.

[0018] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 유사 데이터를 생성하는 단계는, 랜덤 노이즈 벡터를 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자(generator)에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 메시지 ID 시퀀스를 생성하는 단계, 상기 전처리한 패킷 데이터의 실제 메시지 ID 시퀀스와 상기 생성한 유사 메시지 ID 시퀀스를 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자(discriminator)에 입력하여 상기 실제 메시지 ID 시퀀스와 유사 메시지 ID 시퀀스를 판별하도록 학습하는 단계, 및 상기 판별 결과를 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자에 입력하여 상기 생성자를 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0019] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델은, GAN(Generative Adversarial Network) 모델을 포함할 수 있다.

[0020] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하는 단계는, 상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 평가하고, 상기 평가 결과에 기초하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 수 있다.

[0021] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시키는 단계는, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 각각 개별적으로 학습시킨 다음, 구분자와 생성자를 함께 학습시켜서 학습 비율을 조정할 수 있다.

[0022] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시키는 단계는, 상기 구분자만을 M회 학습하는 제1 학습 과정, 상기 생성자만을 N회 학습하는 제2 학습 과정, 그리고 상기 구분자 및 생성자를 O회 학습하는 제3 학습 과정을 포함하고, 상기 제1, 제2, 제3 학습 과정의 순서 및 회수는, 생성자의 손실 함수에 기초하여 가변될 수 있다.

[0023] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시키는 단계는, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자를 M회 학습시키는 단계, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자를 N회 학습시키는 단계, 및 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 O회 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0024] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델 및 학습 모델은, 서로 교대로 동작을 수행할 수 있다.

[0025] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는 단계는, 상기 무인 이동체가 정상 통신 상태에서 발생하는 정상 패킷 데이터를 전처리하는 단계, 및 상기 전처리한 정상 패킷 데이터를 상기 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 정상 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하여 학습하는 단계를 포함할 수 있다.

[0026] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제2 뉴럴 네트워크 모델은, 1차원 컨벌루션 레이어, GRU(Gated Recurrent Units) 레이어, 덴스(Dense) 레이어를 포함하는 계층 구조를 가질 수 있다.

[0027] 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 제2 뉴럴 네트워크 모델은, 상기 전처리한 패킷 데이터가 입력되면 상기 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하고, 상기 예측한 메시지 ID와 실제 메시지 ID를 비교하여 메시지 ID 패턴 예측 성공률을 산출하며, 상기 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률에 기초하여 상기 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다,

[0028] 전술한 바와 같은 과제를 실현하기 위한 본 개시의 일 실시예에 따른 컴퓨터 판독가능 저장 매체 저장된 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 프로세서에서 실행되는 경우, 무인 이동체 이상 탐지 모델을 학습하기 위한 이하의 동작들을 수행하도록 하며, 상기 동작들은, 상기 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하는 동작, 상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하는 동작, 상기 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하는 동작, 상기 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하는 동작, 상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하는 동작, 및 상기 전처리한 패킷 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습하는 동작을 포함할 수 있다.

[0029] 전술한 바와 같은 과제를 실현하기 위한 본 개시의 일 실시예에 따른 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 제공하기 위한 컴퓨팅 장치로서, 하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서, 및 메모리를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하고, 상기 수집한 패킷 데이터를 전처리하며, 상기 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하고, 상기 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하며, 상기 언어 모델의 변환 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하고, 그리고 상기 전처리한 패킷 데이터와 상기 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 상기 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습할 수 있다.

[0030] 본 개시에서 얻을 수 있는 기술적 해결 수단은 이상에서 언급한 해결 수단들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 해결 수단들은 아래의 기재로부터 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

발명의 효과

[0032] 본 발명은, 메시지 ID 시퀀스에 나타난 데이터 패턴 이외에도 다양한 패턴을 갖는 데이터를 생성하며, 생성된 데이터를 학습에 사용해 무인 이동체에서 이상 탐지 모델의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0033] 본 개시에서 얻을 수 있는 효과는 이상에서 언급한 효과로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0035] 상기 언급된 본 개시내용의 피처들이 상세하게, 보다 구체화된 설명으로, 이하의 실시예들을 참조하여 이해될 수 있도록, 실시예들 중 일부는 첨부되는 도면에서 도시된다. 또한, 도면과의 유사한 참조번호는 여러 측면에 걸쳐서 동일하거나 유사한 기능을 지칭하는 것으로 의도된다. 그러나, 첨부된 도면들은 단지 본 개시 내용의 특정한 전형적인 실시예들만을 도시하는 것일 뿐, 본 발명의 범위를 한정하는 것으로 고려되지는 않으며, 동일한 효과를 갖는 다른 실시예들이 충분히 인식될 수 있다는 점을 유의하도록 한다.

도 1은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 제공하기 위한 동작을 수행하는 컴퓨팅 장치의 블록 구성도를 도시한 도면이다.

도 2는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 설명하기 위한 프로세서의 블록 구성도를 도시한 도면이다.

도 3은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 메시지 ID를 포함하는 패킷 데이터를 보여주는 도면이다.

도 4는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 전처리부를 설명하기 위한 블록 구성도를 도시한 도면이다.

도 5는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 언어 모델의 N-gram 모델 생성 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 설명하기 위한 블록 구성도를 도시한

도면이다.

도 7은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습하는 방법을 보여주는 순서도를 도시한 도면이다.

도 8은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 제2 뉴럴 네트워크 모델을 설명하기 위한 블록 구성도를 도시한 도면이다.

도 9는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 설명하기 위한 순서도를 도시한 도면이다.

도 10은, 본 개시내용의 실시예들이 구현될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 환경에 대한 일반적인 개략도를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0036] 다양한 실시예들이 이제 도면을 참조하여 설명된다. 본 명세서에서, 다양한 설명들이 본 개시의 이해를 제공하기 위해서 제시된다. 그러나, 이러한 실시예들은 이러한 구체적인 설명 없이도 실행될 수 있음이 명백하다.

[0037] 본 명세서에서 사용되는 용어 "컴포넌트", "모듈", "시스템" 등은 컴퓨터-관련 엔티티, 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 소프트웨어 및 하드웨어의 조합, 또는 소프트웨어의 실행을 지칭한다. 예를 들어, 컴포넌트는 프로세서 상에서 실행되는 처리과정(procedure), 프로세서, 객체, 실행 스레드, 프로그램, 및/또는 컴퓨터일 수 있지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 서버에서 실행되는 애플리케이션 및 서버 모두 컴포넌트일 수 있다. 하나 이상의 컴포넌트는 프로세서 및/또는 실행 스레드 내에 상주할 수 있다. 일 컴포넌트는 하나의 컴퓨터 내에 로컬화 될 수 있다. 일 컴포넌트는 2개 이상의 컴퓨터들 사이에 분배될 수 있다. 또한, 이러한 컴포넌트들은 그 내부에 저장된 다양한 데이터 구조들을 갖는 다양한 컴퓨터 판독가능한 매체로부터 실행할 수 있다. 컴포넌트들은 예를 들어 하나 이상의 데이터 패킷들을 갖는 신호(예를 들면, 로컬 시스템, 분산 시스템에서 다른 컴포넌트와 상호작용하는 하나의 컴포넌트로부터의 데이터 및/또는 신호를 통해 다른 시스템과 인터넷과 같은 네트워크를 통해 전송되는 데이터)에 따라 로컬 및/또는 원격 처리들을 통해 통신할 수 있다.

[0038] 더불어, 용어 "또는"은 배타적 "또는"이 아니라 내포적 "또는"을 의미하는 것으로 의도된다. 즉, 달리 특정되지 않거나 문맥상 명확하지 않은 경우에, "X는 A 또는 B를 이용한다"는 자연적인 내포적 치환 중 하나를 의미하는 것으로 의도된다. 즉, X가 A를 이용하거나; X가 B를 이용하거나; 또는 X가 A 및 B 모두를 이용하는 경우, "X는 A 또는 B를 이용한다"가 이들 경우들 어느 것으로도 적용될 수 있다. 또한, 본 명세서에 사용된 "및/또는"이라는 용어는 열거된 관련 아이템들 중 하나 이상의 아이템의 가능한 모든 조합을 지칭하고 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0039] 또한, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 해당 특징 및/또는 구성요소가 존재함을 의미하는 것으로 이해되어야 한다. 다만, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 하나 이상의 다른 특징, 구성요소 및/또는 이들의 그룹의 존재 또는 추가를 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다. 또한, 달리 특정되지 않거나 단수 형태를 지시하는 것으로 문맥상 명확하지 않은 경우에, 본 명세서와 청구범위에서 단수는 일반적으로 "하나 또는 그 이상"을 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

[0040] 그리고, "A 또는 B 중 적어도 하나"이라는 용어는, "A만을 포함하는 경우", "B 만을 포함하는 경우", "A와 B의 구성으로 조합된 경우"를 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

[0041] 당업자들은 추가적으로 여기서 개시된 실시예들과 관련되어 설명된 다양한 예시적 논리적 블록들, 구성들, 모듈들, 회로들, 수단들, 로직들, 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양쪽 모두의 조합들로 구현될 수 있음을 인식해야 한다. 하드웨어 및 소프트웨어의 상호교환성을 명백하게 예시하기 위해, 다양한 예시적 컴포넌트들, 블록들, 구성들, 수단들, 로직들, 모듈들, 회로들, 및 단계들은 그들의 기능성 측면에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능성이 하드웨어로 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 전반적인 시스템에 부과된 특정 어플리케이션(application) 및 설계 제한들에 달려 있다. 숙련된 기술자들은 각각의 특정 어플리케이션들을 위해 다양한 방법들로 설명된 기능성을 구현할 수 있다. 다만, 그러한 구현의 결정들이 본 개시내용의 영역을 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.

[0042] 제시된 실시예들에 대한 설명은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이다. 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들

에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예 들로 한정되는 것이 아니다. 본 발명은 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

[0043] 본 발명인 메시지 ID 시퀀스를 활용한 무인 이동체 이상 탐지 강화를 위해 적대적 학습 방법을 실시하기 위한 내용을 기술한다. 무인 이동체에 속하는 무인 항공기를 실시예로 내용을 기술하며, 무인 항공기에만 국한되는 것이 아니라 무인 이동체에 속하는 어떠한 기기라도 적용될 수 있다.

[0044] 도 1은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 제공하기 위한 동작을 수행하는 컴퓨팅 장치의 블록 구성도를 도시한 도면이다.

[0045] 도 1에 도시된 컴퓨팅 장치(100)의 구성은 간략화 하여 나타낸 예시일 뿐이다. 본 개시의 일 실시예에서 컴퓨팅 장치(100)는 컴퓨팅 장치(100)의 컴퓨팅 환경을 수행하기 위한 다른 구성들이 포함될 수 있고, 개시된 구성들 중 일부만이 컴퓨팅 장치(100)를 구성할 수도 있다.

[0046] 컴퓨팅 장치(100)는 프로세서(110), 메모리(130), 네트워크부(150)를 포함할 수 있다.

[0047] 본 개시에서, 프로세서(110)는, 메시지 ID 시퀀스를 활용하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다.

[0048] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 메시지 ID 시퀀스에 나타난 데이터 패턴과 그 외에 다양한 패턴을 갖는 데이터를 생성하고, 생성된 데이터를 학습에 사용함으로써, 이상 탐지 모델의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0049] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집하고, 수집한 패킷 데이터를 전처리하며, 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성하고, 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성하며, 언어 모델의 변환 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가하고, 전처리한 패킷 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습할 수 있다.

[0050] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 패킷 데이터를 수집할 때, 무인 이동체와 지상 통제 시스템(GCS: Ground Control System) 사이의 통신을 통해 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집할 수 있다. 예를 들면, 무인 이동체와 지상 통제 시스템은, MAVLink(Micro Air Vehicle Link) 프로토콜을 사용하여 통신을 수행할 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0051] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 수집한 패킷 데이터를 전처리할 때, 수집한 패킷 데이터로부터 메시지 ID를 추출하고, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여하며, 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화할 수 있다.

[0052] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 메시지 ID를 추출할 때, 수집한 패킷 데이터로부터 메시지 ID만을 추출할 수 있다. 여기서, 추출한 메시지 ID는, 무인 이동체가 통신을 위해 사용하는 프로토콜에서 송수신되는 메시지의 유형을 판별하기 위한 식별자를 포함할 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0053] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여할 때, 동일한 메시지 ID에 동일한 정수값을 부여하고, 서로 다른 메시지 ID에 각각 다른 정수값을 부여할 수 있다. 프로세서(110)는, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여할 때, 메시지 ID의 유형에 따라 각기 다른 정수값이 부여될 수 있다. 예를 들면, 프로세서(110)는, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여할 때, 메시지 ID의 유형이 총 N개이면 각 메시지 ID에 1 ~ N 중 어느 하나의 정수가 부여될 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0054] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화할 때, 메시지 ID의 크기를 조정하기 위하여 메시지 ID에 부여한 정수값을 0 ~ 1 범위로 정규화할 수 있다. 예를 들면, 프로세서(110)는, 메시지 ID의 유형이 총 n개일 때, 각 메시지 ID에 부여한 정수값에 n을 나누어 산출된 결과값으로 정규화할 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0055] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 변환 데이터를 생성할 때, 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스를 N개 단위로 분할하고, 분할된 시퀀스에 대한 엔-그램(N-gram) 계산을 순차적으로 수행하여 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성할 수 있다. 프로세서(110)는, 변환 데이터를 생성할 때, 언어 모델이 메시지 ID 엔-그

램(N-gram) 모델을 포함할 수 있는데, 메시지 ID 엔-그램 모델을 통해 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스를 N개 단위로 분할하고 통계 및 확률적으로 모델링하여 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들면, 언어 모델은, 메시지 ID 엔-그램(N-gram) 모델일 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0056] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 유사 데이터를 생성할 때, 랜덤 노이즈 벡터를 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자(generator)에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 메시지 ID 시퀀스를 생성하고, 전처리한 패킷 데이터의 실제 메시지 ID 시퀀스와 생성한 유사 메시지 ID 시퀀스를 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자(discriminator)에 입력하여 실제 메시지 ID 시퀀스와 유사 메시지 ID 시퀀스를 판별하도록 학습하며, 판별 결과를 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자에 입력하여 생성자를 학습시킬 수 있다. 일 예로, 제1 뉴럴 네트워크 모델은, GAN(Generative Adversarial Network) 모델을 포함할 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0057] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가할 때, 언어 모델의 변환 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 제1 뉴럴 네트워크 모델을 평가하고, 평가 결과에 기초하여 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 수 있다. 여기서, 제1 뉴럴 네트워크 모델 및 학습 모델은, 서로 번갈아 가며 교대로 동작을 수행할 수 있다.

[0058] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 때, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 각각 개별적으로 학습시킨 다음, 구분자와 생성자를 함께 학습시켜서 학습 비율을 조정할 수 있다. 프로세서(110)는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 때, 구분자만을 M회 학습하는 제1 학습 과정, 생성자만을 N회 학습하는 제2 학습 과정, 그리고 구분자 및 생성자를 O회 학습하는 제3 학습 과정을 포함할 수 있는데, 제1, 제2, 제3 학습 과정의 순서 및 회수는, 생성자의 손실 함수에 기초하여 가변될 수 있다. 예를 들면, 프로세서(110)는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 때, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자를 M회 학습시키고, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자를 N회 학습시키며, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 O회 학습시킬 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0059] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습할 때, 무인 이동체가 정상 통신 상태에서 발생하는 정상 패킷 데이터를 전처리하고, 전처리한 정상 패킷 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 정상 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하여 학습할 수 있다. 일 예로, 제2 뉴럴 네트워크 모델은, 1차원 컨벌루션 레이어, GRU(Gated Recurrent Units) 레이어, 덴스(Dense) 레이어를 포함하는 계층 구조를 가질 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0060] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 때, 전처리한 패킷 데이터를 사전 학습된 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하고, 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력되는 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하며, 예측한 메시지 ID와 실제 메시지 ID를 비교하여 메시지 ID 패턴 예측 성공률을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률에 기초하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다.

[0061] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 메시지 ID 패턴 예측 성공률을 산출할 때, 메시지 ID 패턴 예측 성공률이 산출되면 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값을 미리 설정된 임계값과 비교하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다. 여기서, 프로세서(110)는, 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 때, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값이 임계값보다 더 낮으면 무인 이동체의 이상징후가 탐지되었다고 판단할 수 있다. 일 예로, 임계값은, 뉴럴 네트워크 모델의 구조 또는 뉴럴 네트워크 모델의 적용 환경에 따라 가변되어 실험을 통해 결정될 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0062] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 때, 전처리한 패킷 데이터를 사전 학습된 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하고, 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력되는 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하며, 예측한 메시지 ID와 실제 메시지 ID를 비교하여 메시지 ID 패턴 손실값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값에 기초하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다.

[0063] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는, 메시지 ID 패턴 손실값을 산출할 때, 메시지 ID 패턴 손실값

이 산출되면 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값을 미리 설정된 임계값과 비교하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다. 여기서, 프로세서(110)는, 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 때, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값이 임계값보다 더 높으면 무인 이동체의 이상징후가 탐지되었다고 판단할 수 있다. 일 예로, 임계값은, 뉴럴 네트워크 모델의 구조 또는 뉴럴 네트워크 모델의 적용 환경에 따라 가변되어 실험을 통해 결정될 수 있다. 또한, 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값은, N 프레임 동안의 손실값의 평균 = $(Loss_T + Loss_{T-1} + \cdots Loss_{T-N+1})/N$으로 이루어지는 수식에 의해 산출될 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0064] 이와 같이, 프로세서(110)는, 하나 이상의 코어로 구성될 수 있으며, 컴퓨팅 장치(100)의 중앙 처리 장치(CPU: central processing unit), 범용 그래픽 처리 장치(GPGPU: general purpose graphics processing unit), 텐서 처리 장치(TPU: tensor processing unit) 등의 딥러닝을 위한 프로세서를 포함할 수 있다. 프로세서(110)는, 메모리(130)에 저장된 컴퓨터 프로그램을 판독하여 본 개시의 일 실시예에 따른 무인 이동체의 이상징후 탐지를 수행할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따라 프로세서(110)는, 무인 이동체의 이상징후 탐지를 위한 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)는, 딥러닝(DL: deep learning)에서 학습을 위한 입력 데이터의 처리, 입력 데이터에서의 피처 추출, 오차 계산, 역전파(backpropagation)를 이용한 신경망의 가중치 업데이트 등의 신경망의 학습을 위한 계산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)는, CPU, GPGPU, 및 TPU 중 적어도 하나가 네트워크 함수의 학습을 처리할 수 있다. 예를 들어, CPU 와 GPGPU가 함께 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 무인 이동체의 이상징후 탐지를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에서는, 복수의 컴퓨팅 장치의 프로세서를 함께 사용하여 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 무인 이동체의 이상징후 탐지를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치에서 수행되는 컴퓨터 프로그램은, CPU, GPGPU 또는 TPU 실행가능 프로그램일 수 있다.

[0065] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 메모리(130)는, 프로세서(110)가 생성하거나 결정한 임의의 형태의 정보 및 네트워크부(150)가 수신한 임의의 형태의 정보를 저장할 수 있다.

[0066] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 메모리(130)는, 플래시 메모리 타입(flash memory type), 하드디스크 타입(hard disk type), 멀티미디어 카드 마이크로 타입(multimedia card micro type), 카드 타입의 메모리(예를 들어 SD 또는 XD 메모리 등), 램(Random Access Memory, RAM), SRAM(Static Random Access Memory), 롬(Read-Only Memory, ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), PROM(Programmable Read-Only Memory), 자기 메모리, 자기 디스크, 광디스크 중 적어도 하나의 타입의 저장매체를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 인터넷(internet) 상에서 메모리(130)의 저장 기능을 수행하는 웹 스토리지(web storage)와 관련되어 동작할 수도 있다. 전술한 메모리에 대한 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0067] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 네트워크부(150)는, 무인 이동체의 이상징후 탐지를 수행하기 위한 데이터 등을 다른 컴퓨팅 장치, 서버 등과 송수신할 수 있다. 네트워크부(150)는, 무인 이동체의 이상징후 탐지를 수행하기 위하여 데이터를 다른 컴퓨팅 장치, 서버 등과 송수신할 수 있다. 또한, 네트워크부(150)는, 복수의 컴퓨팅 장치 사이의 통신을 가능하게 하여 복수의 컴퓨팅 장치 각각에서 네트워크 함수의 학습이 분산 수행되도록 할 수 있다. 네트워크부(150)는, 복수의 컴퓨팅 장치 사이의 통신을 가능하게 하여 네트워크 함수를 사용한 분석 자료 생성을 분산 처리할 수 있도록 할 수 있다.

[0068] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 네트워크부(150)는, 유선 및 무선 등과 같은 그 통신 양태를 가리지 않고 구성될 수 있으며, 단거리 통신망(PAN: Personal Area Network), 근거리 통신망(WAN: Wide Area Network) 등 다양한 통신망으로 구성될 수 있다. 또한, 네트워크부(150)는, 공지의 월드와이드웹(WWW: World Wide Web)일 수 있으며, 적외선(IrDA: Infrared Data Association) 또는 블루투스(Bluetooth)와 같이 단거리 통신에 이용되는 무선 전송 기술을 이용할 수도 있다. 본 명세서에서 설명된 기술들은 위에서 언급된 네트워크들뿐만 아니라, 다른 네트워크들에서도 사용될 수 있다.

[0069] 이와 같이, 본 개시는, 메시지 ID 시퀀스에 나타난 데이터 패턴과 그 외에 다양한 패턴을 갖는 데이터를 생성하고, 생성된 데이터를 학습에 사용함으로써, 이상 탐지 모델의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0070] 도 2는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 설명하기 위한 프로세서의 블록 구성도를 도시한 도면이다.

[0071] 도 2에 도시된 바와 같이, 본 개시의 프로세서는, 패킷 수집부(200), 전처리부(300), 제2 뉴럴 네트워크 모델을

포함하는 이상 탐지부(400), 그리고 언어 모델(500), 제1 뉴럴 네트워크 모델(600) 및 학습 모델(700)을 포함하는 데이터 생성부를 포함할 수 있다.

[0072] 패킷 수집부(200)는, 무인 이동체에서 발생하는 패킷을 수집할 수 있다. 예를 들어, 무인 항공기에서 발생하는 패킷을 수집하기 위하여 GCS (Ground Control System)를 활용할 수 있으며, 이때, GCS는 패킷 수집부(200)가 될 수 있다.

[0073] 그리고, 전처리부(300)는, 딥러닝 모델이 사용할 수 있도록, 수집된 패킷으로부터 메시지 ID를 추출할 수 있다. 여기서, 메시지 ID란, 무인 이동체가 통신을 위해 사용하는 프로토콜에서 송수신되는 메시지의 유형을 판별하기 위해 사용되는 식별자일 수 있다. 예를 들어, 무인 항공기에 널리 사용되는 통신 프로토콜은, MAVLink 프로토콜 등을 포함할 수 있다. 메시지 ID는, 도 3에 도시된 바와 같이 프로토콜 포맷 내에 포함될 수 있다.

[0074] 도 3은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 메시지 ID를 포함하는 패킷 데이터를 보여주는 도면으로서, 도 3과 같이, 무인 항공기에 사용되는 통신 프로토콜은, MAVLink 프로토콜일 수 있는데, 버전 1인 MAVLink 1 프로토콜에서 송수신된 패킷 데이터(510)는, 메시지 ID(512)를 포함할 수 있고, 버전 2인 MAVLink 2 프로토콜에서 송수신된 패킷 데이터(520)는, 메시지 ID(522)를 포함할 수 있다. 여기서, 메시지 ID는, 무인 이동체가 통신을 위해 사용하는 프로토콜에서 송수신되는 메시지의 유형을 판별하기 위해 사용되는 식별자일 수 있다

[0075] 다음, 전처리부(300)는, 추출한 메시지 ID를 전처리할 수 있다. 이때, 전처리 방식은, 사용하는 딥러닝 모델에 따라 달라질 수 있다. 전처리부(300)에서 출력되는 데이터는, 전처리된 메시지 ID 시퀀스일 수 있다.

[0076] 도 4는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 전처리부를 설명하기 위한 블록 구성도를 도시한 도면이다.

[0077] 도 4와 같이, 전처리부(300)는, 메시지 ID 추출부(310), 정수값 부여부(320), 그리고 정규화부(330)를 포함할 수 있다.

[0078] 메시지 ID 추출부(310)는, 무인 이동체에서 사용하는 프로토콜 패킷으로부터 메시지 ID를 추출할 수 있다.

[0079] 정수값 부여부(320)는, 추출한 메시지 ID에 새로운 정수값을 부여할 수 있다. 예를 들어, MAVLink 2 프로토콜에서, 메시지 ID가 0x00008D면 무인 항공기의 고도(altitude) 정보를 담고 있는 패킷임을 나타내며, 메시지 ID가 0x000000이면 무인 항공기나 GCS가 서로 정상적으로 통신하고 있는지를 확인하기 위한 하트비트(heartbeat) 패킷임을 나타낼 수 있다. 0x00008D인 메시지 ID는, 정수 1을 부여하여 모두 1로 변환할 수 있고, 0x000000인 메시지 ID는, 모두 정수 2를 부여하고 모두 2로 변환할 수 있다. 이렇게 또 다른 정수로 변환하는 이유는, 정규화를 통해 딥러닝 모델이 쉽게 사용하도록 하기 위해서다.

[0080] 일 실시예로서, 정수값 부여부(320)는, 동일한 메시지 ID에 동일한 정수값을 부여하고, 서로 다른 메시지 ID에 각각 다른 정수값을 부여할 수 있다. 또한, 정수값 부여부(320)는, 메시지 ID의 유형에 따라 각기 다른 정수값이 부여될 수도 있다. 예를 들면, 프로세서(110)는, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여할 때, 메시지 ID의 유형이 총 N개이면 각 메시지 ID에 1 ~ N 중 어느 하나의 정수가 부여될 수 있다.

[0081] 정규화부(330)는, 새로운 정수로 변환된 메시지 ID의 크기를 조정(scaling)할 수 있다. 예를 들어, 정수값 부여부(320)에서 부여한 정수가 1부터 24, 즉 메시지 ID의 종류가 24개라면 각 정수값을 24로 나눌 수 있다. 정수 1로 변환된 메시지 ID는, 최종적으로 1/24의 값을 가질 것이고, 정수 24로 변환된 메시지 ID는 최종적으로 1의 값을 가질 수 있다.

[0082] 일 실시예로서, 정규화부(330)는, 메시지 ID의 크기를 조정하기 위하여 메시지 ID에 부여한 정수값을 0 ~ 1 범위로 정규화할 수 있다. 예를 들면, 정규화부(330)는, 메시지 ID의 유형이 총 n개일 때, 각 메시지 ID에 부여한 정수값에 n을 나누어 산출된 결과값으로 정규화할 수 있다.

[0083] 이어, 언어 모델(500)은, 메시지 ID N-gram 모델로서, 전처리부(300)에서 전처리가 끝난 데이터를 받아 N-gram 모델을 생성할 수 있다. N-gram 모델이란, 전산언어학 등에서 사용되는 언어 모델(language model) 중 하나로, 문자 시퀀스(문자열) 혹은 문자열 시퀀스가 있을 때, 이를 n개씩 잘라 통계적, 확률적으로 모델링해서 나타낸 것이다. 예를 들어, 'text'라는 단어가 있을 때, 알파벳 단위로 2개씩 자른다면 'te', 'ex', 'xt'로 나타낼 수 있다. 본 개시에서는, 각 메시지 ID를 전산언어학에서 사용되는 알파벳 혹은 단어로 취급하며 이를 통해 메시지 ID에 대한 N-gram 모델을 생성할 수 있다.

[0084] 도 5는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 언어 모델의 N-gram 모델 생성 과정을 설명하기 위한 도면으로서, 도 5는, 3-gram (trigram)의 예를 나타낸 것이며, 다른 n-gram에 대해서도 같은 방식으로 동작할 수 있다. 언어 모

델은, 메시지 ID 시퀀스가 주어졌을 때, 3-gram을 계산하기 위해서 크기가 3인 윈도우(window)(710)를 시퀀스의 앞에서 뒤쪽 방향으로 슬라이딩한다. a1과 같이 윈도우(710)가 위치할 때, 윈도우(710) 안에 들어오는 메시지 ID는, 순서대로 3, 5, 1이다. N-gram 모델에 해당 3-gram(3,5,1)을 기록한 후 윈도우(710)를 한 칸 움직인다. a2와 같이 윈도우(710)가 위치할 때, 윈도우 안에 들어오는 메시지 ID는 순서대로 5, 1, 1이다. N-gram 모델에 해당 3-gram(5,1,1)을 기록한 후 윈도우(710)를 한 칸 움직인다. 이 과정을 반복해 a3와 같이 시퀀스의 맨 마지막에 도달하여 마지막 3-gram을 기록하면 3-gram 계산을 종료한다.

[0085] 다음, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)은, 생성적 적대 신경망 모델로서, 전처리부(300)에서 전처리가 끝난 데이터를 학습하여 새로운 데이터를 생성할 수 있다. 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)은, 딥러닝 분야의 Generative Adversarial Network (GAN)의 구조를 띤다. 즉, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)은, 생성자(generator)와 구분자(discriminator)로 구성되어 서로 경쟁하며 학습하게 되어 있으며, 이때 생성자와 구분자의 상세한 네트워크 계층 구조는, 고정되어 있지 않으며 바뀔 수 있다. 생성되는 데이터는, 전처리된 메시지 ID 시퀀스와 유사한 시퀀스 데이터일 수 있다.

[0086] 도 6은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 설명하기 위한 블록 구성도를 도시한 도면이다.

[0087] 도 6과 같이, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)은, 생성적 적대 신경망 모델로서, 딥러닝 분야의 Generative Adversarial Network (GAN)의 구조를 가지며, 전처리부(300)에서 전처리가 끝난 데이터를 학습하여 새로운 데이터를 생성할 수 있다. 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)의 생성자(610)는, 랜덤 노이즈 벡터를 입력 받아 실제 메시지 ID 시퀀스와 유사한 생성 시퀀스를 생성할 수 있다. 이때, 랜덤 노이즈 벡터는, 균등 분포 혹은 가우시안 분포 등으로부터 임의로 추출할 수 있다. 시퀀스 데이터를 생성하기 위해 생성자(610)는, LSTM, GRU, 1D-Convolution 등의 네트워크 계층을 포함할 수 있다. 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)의 구분자(620)는, 실제 메시지 ID 시퀀스와 생성 시퀀스를 입력 받아 어떤 시퀀스가 실제 메시지 ID 시퀀스에 해당하는지, 또는 어떤 시퀀스가 생성 시퀀스에 해당하는지 판별할 수 있다. 판별 결과는, 역전파(backpropagation)로 생성자(610)에게 전달되어 생성자(610)를 학습하는데 사용될 수 있다.

[0088] 이어, 학습 모델(700)은, 생성적 적대 신경망 모델인 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)을 평가하는 모델로서, 메시지 ID N-gram 모델인 언어 모델(500)을 이용하여 생성적 적대 신경망 모델인 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)을 학습하고 평가할 수 있다. 여기서, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)과 학습 모델(700)은, 번갈아 가며 교대로 동작하여 생성적 적대 신경망 모델인 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0089] 학습 모델(700)은, 언어 모델(500)에서 생성된 N-gram 모델을 이용하여 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)을 평가하고, 평가 결과에 기초하여 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)을 학습시킬 수 있다. 여기서, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600) 및 학습 모델(700)은, 서로 번갈아 가며 교대로 동작을 수행할 수 있다.

[0090] 도 7은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습하는 방법을 보여주는 순서도를 도시한 도면이다.

[0091] 도 7과 같이, 생성적 적대 신경망 모델인 제1 뉴럴 네트워크 모델의 학습 방법은, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 평가하는 학습 모델(700)에서 사용될 수 있다. 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)은, 생성자(610)와 구분자(620)가 각각 개별적으로 학습할 수 있는데, 생성자(610)의 학습 정도와 구분자(620)의 학습 정도가 각각 다르므로 이들의 학습 비율을 조정할 필요가 있다.

[0092] 일 예로, 도 7과 같이, 먼저, 구분자(620)를 M회 학습시킬 수 있다(S710). 여기서, 구분자(620)는, 실제 메시지 ID 시퀀스와 생성 시퀀스를 구분하도록 학습하며 판별 결과를 학습에 이용할 수 있다.

[0093] 이어, 생성자(610)를 N회 학습시킬 수 있다(S720). 본 개시에서는, 생성자(610)만을 개별적으로 학습하는 단계를 따로 두며, 생성자를 학습하기 위한 손실 함수를 정의할 수 있다. 손실 함수의 예시는, 하기에서 기술한다.

[0094] 다음, 구분자(620)와 생성자(610)를 함께 O회 학습시킬 수 있다(S730). 여기서, 구분자(620)의 판별 결과는, 역전파를 통해 구분자(620)와 생성자(610)로 전달되어 학습에 사용될 수 있다.

[0095] 도 7은, 본 개시의 예시로서, 구분자 학습 단계, 생성자 학습 단계, 구분자와 생성자 학습 단계의 순서로 학습하였지만, 학습 순서는 고정되어 있지 않으며 적용되는 환경에 따라 바뀔 수 있다. 또한, 각각의 학습 회수 또한 조정될 수 있다.

[0096] 다음, 생성자 손실 함수의 예시는, 하기 수학식 1과 같다. 여기서, 생성자 손실 함수는, 하기 수학식 1에 국한

된 것이 아니며, 함수의 예시일 뿐 손실 함수의 정의는 얼마든지 바뀔 수 있다.

수학식 1

[0097]
$$(Generator\ Loss) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{\omega} m_{ij} \times [\alpha \log \frac{1}{Pr(m_{ij}|m_{i1}m_{i2},\cdots,m_{ij-1})} + (1-\alpha)p(m_{ij}) \log \frac{p(m_{ij})}{q(m_{ij})}]$$

[0099] N은 배치 크기, ω는 시퀀스 길이, m_{ij}은 i번째 시퀀스의 j번째 메시지 ID, $Pr(m_{ij}|m_{i1}m_{i2},\cdots,m_{ij-1})$은 시퀀스 $m_{i1}m_{i2},\cdots,m_{ij-1}$이 주어졌을 때 m_{ij}가 나타날 확률, $p(m_{ij})$는 m_{ij}가 나타날 확률, $q(m_{ij})$는 배치 전체에서 m_{ij}가 존재하는 비율, α는 0과 1사이의 실숫값이다$(\alpha \in [0,1])$.

[0100] 상기 예는, 생성되는 메시지 ID의 비율, 생성되는 메시지 ID의 순서를 학습할 수 있도록 한 손실 함수이다. 이외에도 다른 방식으로 손실 함수를 정의해 생성자를 효율적으로 학습하도록 할 수 있다.

[0101] 손실 함수 정의나 손실 함수 계산을 위하여 언어 모델인 메시지 ID N-gram 모델을 활용할 수 있다.

[0102] 본 개시는, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)을 학습시킬 때, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)의 구분자와 생성자를 각각 개별적으로 학습시킨 다음, 구분자와 생성자를 함께 학습시켜서 학습 비율을 조정할 수 있다. 본 개시는, 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)을 학습시킬 때, 구분자만을 M회 학습하는 제1 학습 과정, 생성자만을 N회 학습하는 제2 학습 과정, 그리고 구분자 및 생성자를 O회 학습하는 제3 학습 과정을 포함할 수 있는데, 제1, 제2, 제3 학습 과정의 순서 및 회수는, 생성자의 손실 함수에 기초하여 가변될 수 있다.

[0103] 그리고, 제2 뉴럴 네트워크 모델을 포함하는 이상 탐지부(400)는, 전처리부(300)가 출력하는 실제 메시지 ID 시퀀스와 제1 뉴럴 네트워크 모델(600)이 출력하는 생성 메시지 ID 시퀀스를 입력 받아 이상 탐지 모델인 제2 뉴럴 네트워크 모델을 학습할 수 있다.

[0104] 도 8은, 본 개시의 일 실시예에 따라, 제2 뉴럴 네트워크 모델을 설명하기 위한 블록 구성도를 도시한 도면이다.

[0105] 도 8과 같이, 이상 탐지 모델인 제2 뉴럴 네트워크 모델은, 전처리된 메시지 ID 시퀀스를 받아 이상 여부를 탐지하는 딥러닝 모델일 수 있다. 일 예로, 이상 탐지부(400)의 제2 뉴럴 네트워크 모델은, 1차원 컨벌루션 레이어(410), GRU(Gated Recurrent Units) 레이어(420), 덴스(Dense) 레이어(430)를 포함하는 계층 구조를 가질 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 뉴럴 네트워크 모델의 계층 구조는, 메시지 ID 시퀀스를 입력 받고 메시지 ID를 예측하는 기능을 할 수 있다면 그 기능이 유지되는 범위 내에서 얼마든지 변경될 수 있다.

[0106] 이상 탐지부(400)는, 정상 상태에서 송수신되는 메시지 ID 패턴을 학습할 수 있다. 즉, 이상 탐지부(400)는, 일정 길이의 메시지 ID 시퀀스가 입력되면 해당 시퀀스 바로 다음에 나타날 메시지 ID를 예측하도록 학습할 수 있다. 만일, 무인 이동체에 대한 공격이 발생한다면 송수신되는 메시지 ID 패턴이 정상 패턴과 달라질 것이며, 이때, 사전 학습된 이상 탐지부(400)는, 예측률이 일반적인 정상 상태일 경우보다 크게 떨어질 것이다. 이상 여부를 판별하는 지표는, 일정 시간 동안의 예측 성공률의 평균이나 손실 값의 평균 등이 될 수 있다.

[0107] 예를 들어, 손실 값의 평균은 하기 수학식 2처럼 계산될 수 있다. 여기서, 프레임은 메시지 하나를 받는 시간 단위를 의미한다.

수학식 2

[0108] $$(N\text{프레임 동안의 손실 값의 평균} = \frac{Loss_T + Loss_{T-1} + \cdots Loss_{T-N+1}}{N})$$

[0110] 따라서, 사전 학습된 이상 탐지부(400)는, 예측 성공률의 평균이 임계값 (threshold)보다 낮아지거나 혹은 손실값의 평균이 임계값보다 높아지는 경우, 이상 징후가 탐지되었다고 판단할 수 있다. 이때의 임계값은, 이상 탐지 모델의 구조나 탐지 모델이 적용하는 환경 등에 따라 크게 달라질 수 있으므로 실험을 통해 정해져야 한다.

[0111] 일 실시예로서, 이상 탐지부(400)는, 전처리한 패킷 데이터를 사전 학습된 뉴럴 네트워크 모델에 입력하고, 뉴럴 네트워크 모델에 입력되는 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하며, 예측한 메시지 ID와 실제 메시지 ID를 비교하여 메시지 ID 패턴 예측 성공률을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률에 기초하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다.

[0112] 이상 탐지부(400)는, 메시지 ID 패턴 예측 성공률이 산출되면 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값을 미리 설정된 임계값과 비교하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다. 여기서, 이상 탐지부(400)는, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값이 임계값보다 더 낮으면 무인 이동체의 이상징후가 탐지되었다고 판단할 수 있다. 일 예로, 임계값은, 뉴럴 네트워크 모델의 구조 또는 뉴럴 네트워크 모델의 적용 환경에 따라 가변되어 실험을 통해 결정될 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0113] 다른 실시예로서, 이상 탐지부(400)는, 전처리한 패킷 데이터를 사전 학습된 뉴럴 네트워크 모델에 입력하고, 뉴럴 네트워크 모델에 입력되는 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하며, 예측한 메시지 ID와 실제 메시지 ID를 비교하여 메시지 ID 패턴 손실값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값에 기초하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다.

[0114] 이상 탐지부(400)는, 메시지 ID 패턴 손실값이 산출되면 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값을 미리 설정된 임계값과 비교하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다. 여기서, 이상 탐지부(400)는, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값이 임계값보다 더 높으면 무인 이동체의 이상징후가 탐지되었다고 판단할 수 있다. 일 예로, 임계값은, 뉴럴 네트워크 모델의 구조 또는 뉴럴 네트워크 모델의 적용 환경에 따라 가변되어 실험을 통해 결정될 수 있다. 또한, 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값은, N 프레임 동안의 손실값의 평균 = $(Loss_T + Loss_{T-1} + \cdots Loss_{T-N+1})/N$으로 이루어지는 수식에 의해 산출될 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0115] 본 명세서에 걸쳐, 연산 모델, 신경망, 네트워크 함수, 뉴럴 네트워크(neural network)는 동일한 의미로 사용될 수 있다. 신경망은 일반적으로 노드라 지칭될 수 있는 상호 연결된 계산 단위들의 집합으로 구성될 수 있다. 이러한 노드들은 뉴런(neuron)들로 지칭될 수도 있다. 신경망은 적어도 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성된다. 신경망들을 구성하는 노드(또는 뉴런)들은 하나 이상의 링크에 의해 상호 연결될 수 있다.

[0116] 신경망 내에서, 링크를 통해 연결된 하나 이상의 노드들은 상대적으로 입력 노드 및 출력 노드의 관계를 형성할 수 있다. 입력 노드 및 출력 노드의 개념은 상대적인 것으로서, 하나의 노드에 대하여 출력 노드 관계에 있는 임의의 노드는 다른 노드와의 관계에서 입력 노드 관계에 있을 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다. 상술한 바와 같이, 입력 노드 대 출력 노드 관계는 링크를 중심으로 생성될 수 있다. 하나의 입력 노드에 하나 이상의 출력 노드가 링크를 통해 연결될 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다.

[0117] 하나의 링크를 통해 연결된 입력 노드 및 출력 노드 관계에서, 출력 노드는 입력 노드에 입력된 데이터에 기초하여 그 값이 결정될 수 있다. 여기서 입력 노드와 출력 노드를 상호 연결하는 노드는 파라미터를 가질 수 있다. 파라미터는 가변적일 수 있으며, 신경망이 원하는 기능을 수행하기 위해, 사용자 또는 알고리즘에 의해 가변 될 수 있다. 예를 들어, 하나의 출력 노드에 하나 이상의 입력 노드가 각각의 링크에 의해 상호 연결된 경우, 출력 노드는 상기 출력 노드와 연결된 입력 노드들에 입력된 값들 및 각각의 입력 노드들에 대응하는 링크에 설정된 파라미터에 기초하여 출력 노드 값을 결정할 수 있다.

[0118] 상술한 바와 같이, 신경망은 하나 이상의 노드들이 하나 이상의 링크를 통해 상호 연결되어 신경망 내에서 입력 노드 및 출력 노드 관계를 형성한다. 신경망 내에서 노드들과 링크들의 개수 및 노드들과 링크들 사이의 연관관계, 링크들 각각에 부여된 파라미터의 값에 따라, 신경망의 특성이 결정될 수 있다. 예를 들어, 동일한 개수의 노드 및 링크들이 존재하고, 링크들 사이의 파라미터 값이 상이한 두 신경망이 존재하는 경우, 두 개의 신경망들은 서로 상이한 것으로 인식될 수 있다.

[0119] 신경망은 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성될 수 있다. 신경망을 구성하는 노드들 중 일부는, 최초 입력 노드로부터의 거리들에 기초하여, 하나의 레이어(layer)를 구성할 수 있다. 예를 들어, 최초 입력 노드로부터 거리가 n인 노드들의 집합은, n 레이어를 구성할 수 있다. 최초 입력 노드로부터 거리는, 최초 입력 노드로부터 해당 노드까지 도달하기 위해 거쳐야 하는 링크들의 최소 개수에 의해 정의될 수 있다. 그러나, 이러한 레이어의 정의는 설명을 위한 임의적인 것으로서, 신경망 내에서 레이어의 차수는 상술한 것과 상이한 방법으로 정의될 수 있다. 예를 들어, 노드들의 레이어는 최종 출력 노드로부터 거리에 의해 정의될 수도 있다.

[0120] 최초 입력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서 링크를 거치지 않고 데이터가 직접 입력되는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또는, 신경망 네트워크 내에서, 링크를 기준으로 한 노드 간의 관계에 있어서, 링크로 연결된 다른 입력 노드들 가지지 않는 노드들을 의미할 수 있다. 이와 유사하게, 최종 출력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서, 출력 노드를 가지지 않는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또한, 히든 노드는 최초 입력 노드 및 최후 출력 노드가 아닌 신경망을 구성하는 노드들을 의미할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수와 동일할 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하다가 다시 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수 보다 적을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수보다 많을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 상술한 신경망들의 조합된 형태의 신경망일 수 있다.

[0121] 딥 뉴럴 네트워크(DNN: deep neural network, 심층신경망)는 입력 레이어와 출력 레이어 외에 복수의 히든 레이어를 포함하는 신경망을 의미할 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크를 이용하면 데이터의 잠재적인 구조(latent structures)를 파악할 수 있다. 즉, 사진, 글, 비디오, 음성, 음악의 잠재적인 구조(예를 들어, 어떤 물체가 사진에 있는지, 글의 내용과 감정이 무엇인지, 음성의 내용과 감정이 무엇인지 등)를 파악할 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크는 컨볼루셔널 뉴럴 네트워크(CNN: convolutional neural network), 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN: recurrent neural network), 오토 인코더(auto encoder), GAN(Generative Adversarial Networks), 제한 볼츠만 머신(RBM: restricted boltzmann machine), 심층 신뢰 네트워크(DBN: deep belief network), Q 네트워크, U 네트워크, 샴 네트워크 등을 포함할 수 있다. 전술한 딥 뉴럴 네트워크의 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0122] 도 9는, 본 개시의 일 실시예에 따라, 무인 이동체 이상 탐지 모델 학습 방법을 설명하기 위한 순서도를 도시한 도면이다.

[0123] 도 9에 도시된 바와 같이, 본 개시의 컴퓨팅 장치는, 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집할 수 있다(S10). 여기서, 컴퓨팅 장치는, 무인 이동체와 지상 통제 시스템(GCS: Ground Control System) 사이의 통신을 통해 무인 이동체에서 발생하는 패킷 데이터를 수집할 수 있다. 예를 들면, 무인 이동체와 지상 통제 시스템은, MAVLink(Micro Air Vehicle Link) 프로토콜을 사용하여 통신을 수행할 수 있다.

[0124] 그리고, 본 개시의 컴퓨팅 장치는, 수집한 패킷 데이터를 전처리할 수 있다(S20). 여기서, 컴퓨팅 장치는, 수집한 패킷 데이터로부터 메시지 ID를 추출하고, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여하며, 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화할 수 있다.

[0125] 컴퓨팅 장치는, 메시지 ID를 추출할 때, 수집한 패킷 데이터로부터 메시지 ID만을 추출할 수 있다. 일 예로, 추출한 메시지 ID는, 무인 이동체가 통신을 위해 사용하는 프로토콜에서 송수신되는 메시지의 유형을 판별하기 위한 식별자를 포함할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여할 때, 동일한 메시지 ID에 동일한 정수값을 부여하고, 서로 다른 메시지 ID에 각각 다른 정수값을 부여할 수 있다. 여기서, 컴퓨팅 장치는, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여할 때, 메시지 ID의 유형에 따라 각기 다른 정수값이 부여될 수 있다. 예를 들면, 프로세서(110)는, 추출한 메시지 ID에 정수값을 부여할 때, 메시지 ID의 유형이 총 N개이면 각 메시

지 ID에 1 ~ N 중 어느 하나의 정수가 부여될 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는, 메시지 ID에 부여한 정수값을 정규화할 때, 메시지 ID의 크기를 조정하기 위하여 메시지 ID에 부여한 정수값을 0 ~ 1 범위로 정규화할 수 있다. 예를 들면, 프로세서(110)는, 메시지 ID의 유형이 총 n개일 때, 각 메시지 ID에 부여한 정수값에 n을 나누어 산출된 결과값으로 정규화할 수 있다.

[0126] 이어, 컴퓨팅 장치는, 전처리한 패킷 데이터를 언어 모델에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성할 수 있다(S30). 컴퓨팅 장치는, 변환 데이터를 생성할 때, 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스를 N개 단위로 분할하고, 분할된 시퀀스에 대한 엔-그램(N-gram) 계산을 순차적으로 수행하여 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성할 수 있다. 컴퓨팅 장치는, 변환 데이터를 생성할 때, 언어 모델이 메시지 ID 엔-그램(N-gram) 모델을 포함할 수 있는데, 메시지 ID 엔-그램 모델을 통해 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스를 N개 단위로 분할하고 통계 및 확률적으로 모델링하여 메시지 ID 시퀀스에 대한 변환 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들면, 언어 모델은, 메시지 ID 엔-그램(N-gram) 모델일 수 있다.

[0127] 다음, 컴퓨팅 장치는, 전처리한 패킷 데이터를 제1 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 데이터를 생성할 수 있다(S40). 컴퓨팅 장치는, 유사 데이터를 생성할 때, 랜덤 노이즈 벡터를 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자(generator)에 입력하여 패킷 데이터의 메시지 ID 시퀀스와 유사한 유사 메시지 ID 시퀀스를 생성하고, 전처리한 패킷 데이터의 실제 메시지 ID 시퀀스와 생성한 유사 메시지 ID 시퀀스를 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자(discriminator)에 입력하여 실제 메시지 ID 시퀀스와 유사 메시지 ID 시퀀스를 판별하도록 학습하며, 판별 결과를 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자에 입력하여 생성자를 학습시킬 수 있다. 일 예로, 제1 뉴럴 네트워크 모델은, GAN(Generative Adversarial Network) 모델을 포함할 수 있다.

[0128] 그리고, 컴퓨팅 장치는, 언어 모델의 변환 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가할 수 있다(S50). 컴퓨팅 장치는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습 및 평가할 때, 언어 모델의 변환 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 학습 모델에 입력하여 제1 뉴럴 네트워크 모델을 평가하고, 평가 결과에 기초하여 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 수 있다. 여기서, 제1 뉴럴 네트워크 모델 및 학습 모델은, 서로 번갈아 가며 교대로 동작을 수행할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 때, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 각각 개별적으로 학습시킨 다음, 구분자와 생성자를 함께 학습시켜서 학습 비율을 조정할 수 있다. 컴퓨팅 장치는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 때, 구분자만을 M회 학습하는 제1 학습 과정, 생성자만을 N회 학습하는 제2 학습 과정, 그리고 구분자 및 생성자를 O회 학습하는 제3 학습 과정을 포함할 수 있는데, 제1, 제2, 제3 학습 과정의 순서 및 회수는, 생성자의 손실 함수에 기초하여 가변될 수 있다. 예를 들면, 프로세서(110)는, 제1 뉴럴 네트워크 모델을 학습시킬 때, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자를 M회 학습시키고, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 생성자를 N회 학습시키며, 제1 뉴럴 네트워크 모델의 구분자와 생성자를 O회 학습시킬 수 있다.

[0129] 이어, 컴퓨팅 장치는, 전처리한 패킷 데이터와 제1 뉴럴 네트워크 모델의 유사 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습할 수 있다. 컴퓨팅 장치는, 무인 이동체의 이상징후를 예측하여 학습할 때, 무인 이동체가 정상 통신 상태에서 발생하는 정상 패킷 데이터를 전처리하고, 전처리한 정상 패킷 데이터를 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하여 정상 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하여 학습할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는, 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 때, 전처리한 패킷 데이터를 사전 학습된 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하고, 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력되는 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하며, 예측한 메시지 ID와 실제 메시지 ID를 비교하여 메시지 ID 패턴 예측 성공률을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률에 기초하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다. 일 예로, 컴퓨팅 장치는, 메시지 ID 패턴 예측 성공률을 산출할 때, 메시지 ID 패턴 예측 성공률이 산출되면 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 예측 성공률들에 대한 평균값을 미리 설정된 임계값과 비교하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다. 다른 일 예로, 컴퓨팅 장치는, 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 때, 전처리한 패킷 데이터를 사전 학습된 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력하고, 제2 뉴럴 네트워크 모델에 입력되는 패킷 데이터의 현재 메시지 ID 시퀀스의 다음에 오는 메시지 ID를 예측하며, 예측한 메시지 ID와 실제 메시지 ID를 비교하여 메시지 ID 패턴 손실값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값에 기초하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다. 여기서, 컴퓨팅 장치는, 메시지 ID 패턴 손실값을 산출할 때, 메시지 ID 패턴 손실값이 산출되면 일정 시간 동안의 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값을 산출하고, 산출한 메시지 ID 패턴 손실값들에 대한 평균값을 미리 설정된 임계값과 비교하여 무인 이동체의 이상징후를 탐지할 수 있다.

[0130] 이와 같이, 본 개시는, 메시지 ID 시퀀스에 나타난 데이터 패턴과 그 외에 다양한 패턴을 갖는 데이터를 생성하

고, 생성된 데이터를 학습에 사용함으로써, 이상 탐지 모델의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0131] 도 10은, 본 개시내용의 실시예들이 구현될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 환경에 대한 일반적인 개략도를 도시한다.

[0132] 본 개시내용이 일반적으로 하나 이상의 컴퓨터 상에서 실행될 수 있는 컴퓨터 실행가능 명령어와 관련하여 전술되었지만, 당업자라면 본 개시내용 기타 프로그램 모듈들과 결합되어 및/또는 하드웨어와 소프트웨어의 조합으로서 구현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0133] 일반적으로, 본 명세서에서의 모듈은 특정의 태스크를 수행하거나 특정의 추상 데이터 유형을 구현하는 루틴, 프로시져, 프로그램, 컴포넌트, 데이터 구조, 기타 등등을 포함한다. 또한, 당업자라면 본 개시의 방법이 단일-프로세서 또는 멀티프로세서 컴퓨터 시스템, 미니컴퓨터, 메인프레임 컴퓨터는 물론 퍼스널 컴퓨터, 핸드헬드 컴퓨팅 장치, 마이크로프로세서-기반 또는 프로그램가능 가전 제품, 기타 등등(이들 각각은 하나 이상의 연관된 장치와 연결되어 동작할 수 있음)을 비롯한 다른 컴퓨터 시스템 구성으로 실시될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0134] 본 개시의 설명된 실시예들은 또한 어떤 태스크들이 통신 네트워크를 통해 연결되어 있는 원격 처리 장치들에 의해 수행되는 분산 컴퓨팅 환경에서 실시될 수 있다. 분산 컴퓨팅 환경에서, 프로그램 모듈은 로컬 및 원격 메모리 저장 장치 둘다에 위치할 수 있다.

[0135] 컴퓨터는 통상적으로 다양한컴퓨터 판독가능 매체를 포함한다. 컴퓨터에 의해 액세스 가능한 매체 로서, 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적(transitory) 및 비일시적(non-transitory) 매체, 이동식 및 비-이동식 매체를 포함한다. 제한이 아닌 예로서, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 판독가능 저장 매체 및 컴퓨터 판독가능 전송 매체를 포함할 수 있다.

[0136] 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보를 저장하는 임의의 방법 또는 기술로 구현되는 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적 및 비-일시적 매체, 이동식 및 비이동식 매체를 포함한다. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 RAM, ROM, EEPROM, 플래시 메모리 또는 기타 메모리 기술, CD-ROM, DVD(digital video disk) 또는 기타 광 디스크 저장 장치, 자기 카세트, 자기 테이프, 자기 디스크 저장 장치 또는 기타 자기 저장 장치, 또는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있고 원하는 정보를 저장하는 데 사용될 수 있는 임의의 기타 매체를 포함하지만, 이에 한정되지 않는다.

[0137] 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 통상적으로 반송파(carrier wave) 또는 기타 전송 메커니즘(transport mechanism)과 같은 피변조 데이터 신호(modulated data signal)에 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터등을 구현하고 모든 정보 전달 매체를 포함한다. 피변조 데이터 신호라는 용어는 신호 내에 정보를 인코딩하도록 그 신호의 특성들 중 하나 이상을 설정 또는 변경시킨 신호를 의미한다. 제한이 아닌 예로서, 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 유선 네트워크 또는 직접 배선 접속(direct-wired connection)과 같은 유선 매체, 그리고 음향, RF, 적외선, 기타 무선 매체와 같은 무선 매체를 포함한다. 상술된 매체들 중 임의의 것의 조합도 역시 컴퓨터 판독가능 전송 매체의 범위 안에 포함되는 것으로 한다.

[0138] 컴퓨터(1102)를 포함하는 본 개시의 여러가지 측면들을 구현하는 예시적인 환경(1100)이 나타내어져 있으며, 컴퓨터(1102)는 처리 장치(1104), 시스템 메모리(1106) 및 시스템 버스(1108)를 포함한다. 시스템 버스(1108)는 시스템 메모리(1106)(이에 한정되지 않음)를 비롯한 시스템 컴포넌트들을 처리 장치(1104)에 연결시킨다. 처리 장치(1104)는 다양한 상용 프로세서들 중 임의의 프로세서일 수 있다. 듀얼 프로세서 및 기타 멀티프로세서 아키텍처도 역시 처리 장치(1104)로서 이용될 수 있다.

[0139] 시스템 버스(1108)는 메모리 버스, 주변장치 버스, 및 다양한 상용 버스 아키텍처 중 임의의 것을 사용하는 로컬 버스에 추가적으로 상호 연결될 수 있는 몇 가지 유형의 버스 구조 중 임의의 것일 수 있다. 시스템 메모리(1106)는 판독 전용 메모리(ROM)(1110) 및 랜덤 액세스 메모리(RAM)(1112)를 포함한다. 기본 입/출력 시스템(BIOS)은 ROM, EPROM, EEPROM 등의 비휘발성 메모리(1110)에 저장되며, 이 BIOS는 시동 중과 같은 때에 컴퓨터(1102) 내의 구성요소들 간에 정보를 전송하는 일을 돕는 기본적인 루틴을 포함한다. RAM(1112)은 또한 데이터를 캐싱하기 위한 정적 RAM 등의 고속 RAM을 포함할 수 있다.

[0140] 컴퓨터(1102)는 또한 내장형 하드 디스크 드라이브(HDD)(1114)(예를 들어, EIDE, SATA)-이 내장형 하드 디스크 드라이브(1114)는 또한 적당한 섀시(도시 생략) 내에서 외장형 용도로 구성될 수 있음-, 자기 플로피 디스크 드라이브(FDD)(1116)(예를 들어, 이동식 디스켓(1118)으로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임), 및 광 디스크 드라이브(1120)(예를 들어, CD-ROM 디스크(1122)를 판독하거나 DVD 등의 기타 고용량 광 매체로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임)를 포함한다. 하드 디스크 드라이브(1114), 자기 디스크 드라이브(1116) 및 광 디스크 드라이브(1120)는 각각 하드 디스크 드라이브 인터페이스(1124), 자기 디스크 드라이브 인

터페이스(1126) 및 광 드라이브 인터페이스(1128)에 의해 시스템 버스(1108)에 연결될 수 있다. 외장형 드라이브 구현을 위한 인터페이스(1124)는 예를 들어, USB(Universal Serial Bus) 및 IEEE 1394 인터페이스 기술 중 적어도 하나 또는 그 둘 다를 포함한다.

[0141] 이들 드라이브 및 그와 연관된 컴퓨터 판독가능 매체는 데이터, 데이터 구조, 컴퓨터 실행가능 명령어, 기타 등등의 비휘발성 저장을 제공한다. 컴퓨터(1102)의 경우, 드라이브 및 매체는 임의의 데이터를 적당한 디지털 형식으로 저장하는 것에 대응한다. 상기에서의 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 대한 설명이 HDD, 이동식 자기 디스크, 및 CD 또는 DVD 등의 이동식 광 매체를 언급하고 있지만, 당업자라면 집 드라이브(zip drive), 자기 카세트, 플래쉬 메모리 카드, 카트리지, 기타 등등의 컴퓨터에 의해 판독가능한 다른 유형의 저장 매체도 역시 예시적인 운영 환경에서 사용될 수 있으며 또 임의의 이러한 매체가 본 개시의 방법들을 수행하기 위한 컴퓨터 실행가능 명령어를 포함할 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0142] 운영 체제(1130), 하나 이상의 애플리케이션 프로그램(1132), 기타 프로그램 모듈(1134) 및 프로그램 데이터(1136)를 비롯한 다수의 프로그램 모듈이 드라이브 및 RAM(1112)에 저장될 수 있다. 운영 체제, 애플리케이션, 모듈 및/또는 데이터의 전부 또는 그 일부분이 또한 RAM(1112)에 캐싱될 수 있다. 본 개시가 여러가지 상업적으로 이용가능한 운영 체제 또는 운영 체제들의 조합에서 구현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0143] 사용자는 하나 이상의 유선/무선 입력 장치, 예를 들어, 키보드(1138) 및 마우스(1140) 등의 포인팅 장치를 통해 컴퓨터(1102)에 명령 및 정보를 입력할 수 있다. 기타 입력 장치(도시 생략)로는 마이크, IR 리모콘, 조이스틱, 게임 패드, 스타일러스 펜, 터치 스크린, 기타 등등이 있을 수 있다. 이들 및 기타 입력 장치가 종종 시스템 버스(1108)에 연결되어 있는 입력 장치 인터페이스(1142)를 통해 처리 장치(1104)에 연결되지만, 병렬 포트, IEEE 1394 직렬 포트, 게임 포트, USB 포트, IR 인터페이스, 기타 등등의 기타 인터페이스에 의해 연결될 수 있다.

[0144] 모니터(1144) 또는 다른 유형의 디스플레이 장치도 역시 비디오 어댑터(1146) 등의 인터페이스를 통해 시스템 버스(1108)에 연결된다. 모니터(1144)에 부가하여, 컴퓨터는 일반적으로 스피커, 프린터, 기타 등등의 기타 주변 출력 장치(도시 생략)를 포함한다.

[0145] 컴퓨터(1102)는 유선 및/또는 무선 통신을 통한 원격 컴퓨터(들)(1148) 등의 하나 이상의 원격 컴퓨터로의 논리적 연결을 사용하여 네트워크화된 환경에서 동작할 수 있다. 원격 컴퓨터(들)(1148)는 워크스테이션, 서버 컴퓨터, 라우터, 퍼스널 컴퓨터, 휴대용 컴퓨터, 마이크로프로세서-기반 오락 기기, 피어 장치 또는 기타 통상의 네트워크 노드일 수 있으며, 일반적으로 컴퓨터(1102)에 대해 기술된 구성요소들 중 다수 또는 그 전부를 포함하지만, 간략함을 위해, 메모리 저장 장치(1150)만이 도시되어 있다. 도시되어 있는 논리적 연결은 근거리 통신망(LAN)(1152) 및/또는 더 큰 네트워크, 예를 들어, 원거리 통신망(WAN)(1154)에의 유선/무선 연결을 포함한다. 이러한 LAN 및 WAN 네트워킹 환경은 사무실 및 회사에서 일반적인 것이며, 인트라넷 등의 전사적 컴퓨터 네트워크(enterprise-wide computer network)를 용이하게 해주며, 이들 모두는 전세계 컴퓨터 네트워크, 예를 들어, 인터넷에 연결될 수 있다.

[0146] LAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1102)는 유선 및/또는 무선 통신 네트워크 인터페이스 또는 어댑터(1156)를 통해 로컬 네트워크(1152)에 연결된다. 어댑터(1156)는 LAN(1152)에의 유선 또는 무선 통신을 용이하게 해줄 수 있으며, 이 LAN(1152)은 또한 무선 어댑터(1156)와 통신하기 위해 그에 설치되어 있는 무선 액세스 포인트를 포함하고 있다. WAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1102)는 모뎀(1158)을 포함할 수 있거나, WAN(1154) 상의 통신 서버에 연결되거나, 또는 인터넷을 통하는 등, WAN(1154)을 통해 통신을 설정하는 기타 수단을 갖는다. 내장형 또는 외장형 및 유선 또는 무선 장치일 수 있는 모뎀(1158)은 직렬 포트 인터페이스(1142)를 통해 시스템 버스(1108)에 연결된다. 네트워크화된 환경에서, 컴퓨터(1102)에 대해 설명된 프로그램 모듈들 또는 그의 일부분이 원격 메모리/저장 장치(1150)에 저장될 수 있다. 도시된 네트워크 연결이 예시적인 것이며 컴퓨터들 사이에 통신 링크를 설정하는 기타 수단이 사용될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0147] 컴퓨터(1102)는 무선 통신으로 배치되어 동작하는 임의의 무선 장치 또는 개체, 예를 들어, 프린터, 스캐너, 데스크톱 및/또는 휴대용 컴퓨터, PDA(portable data assistant), 통신 위성, 무선 검출가능 태그와 연관된 임의의 장비 또는 장소, 및 전화와 통신을 하는 동작을 한다. 이것은 적어도 Wi-Fi 및 블루투스 무선 기술을 포함한다. 따라서, 통신은 종래의 네트워크에서와 같이 미리 정의된 구조이거나 단순하게 적어도 2개의 장치 사이의 애드혹 통신(ad hoc communication)일 수 있다.

[0148] Wi-Fi(Wireless Fidelity)는 유선 없이도 인터넷 등으로의 연결을 가능하게 해준다. Wi-Fi는 이러한 장치, 예를

들어, 컴퓨터가 실내에서 및 실외에서, 즉 기지국의 통화권 내의 아무 곳에서나 데이터를 전송 및 수신할 수 있게 해주는 셀 전화와 같은 무선 기술이다. Wi-Fi 네트워크는 안전하고 신뢰성 있으며 고속인 무선 연결을 제공하기 위해 IEEE 802.11(a,b,g, 기타)이라고 하는 무선 기술을 사용한다. 컴퓨터를 서로에, 인터넷에 및 유선 네트워크(IEEE 802.3 또는 이더넷을 사용함)에 연결시키기 위해 Wi-Fi가 사용될 수 있다. Wi-Fi 네트워크는 비인가 2.4 및 5 GHz 무선 대역에서, 예를 들어, 11Mbps(802.11a) 또는 54 Mbps(802.11b) 데이터 레이트로 동작하거나, 양 대역(듀얼 대역)을 포함하는 제품에서 동작할 수 있다.

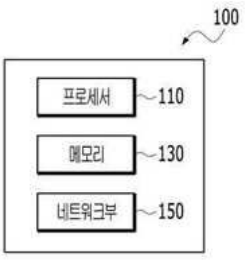
[0149] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로들 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에서 "소프트웨어"로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식들로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본 개시의 범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.

[0150] 여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조 물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 "제조 물품"은 임의의 컴퓨터-판독가능 장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 저장 매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래쉬 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 용어 "기계-판독가능 매체"는 명령(들) 및/또는 데이터를 저장, 보유, 및/또는 전달할 수 있는 무선 채널 및 다양한 다른 매체를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다.

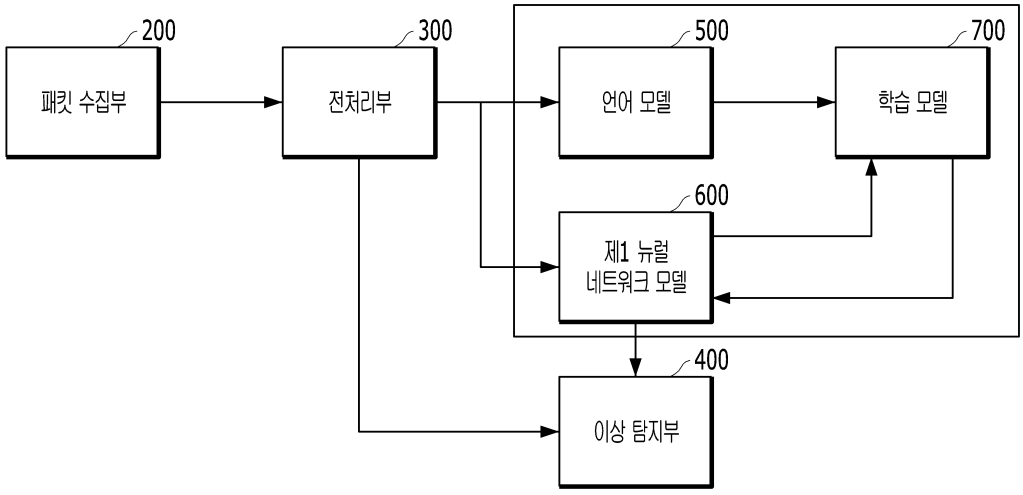
[0151] 제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 개시를 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 개시는 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

도면

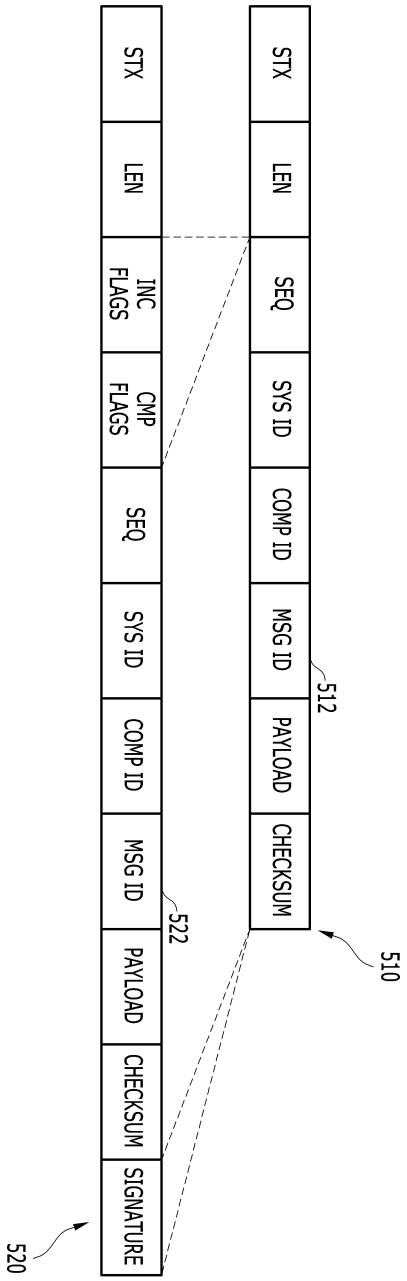
도면1



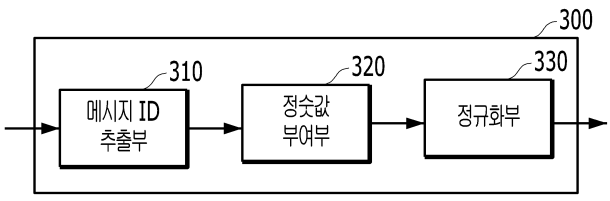
도면2


200
패킷 수집부
300
전처리부
500
언어 모델
700
학습 모델
600
제1 뉴럴
네트워크 모델
400
이상 탐지부

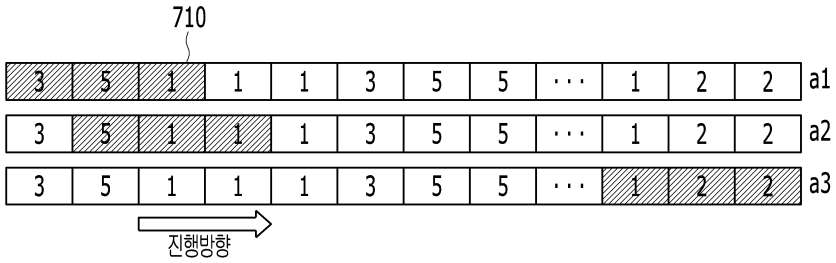
도면3


STX
LEN
INC FLAGS
CMP FLAGS
SEQ
SYS ID
COMP ID
MSG ID
PAYLOAD
CHECKSUM
SIGNATURE
520
522
512
510

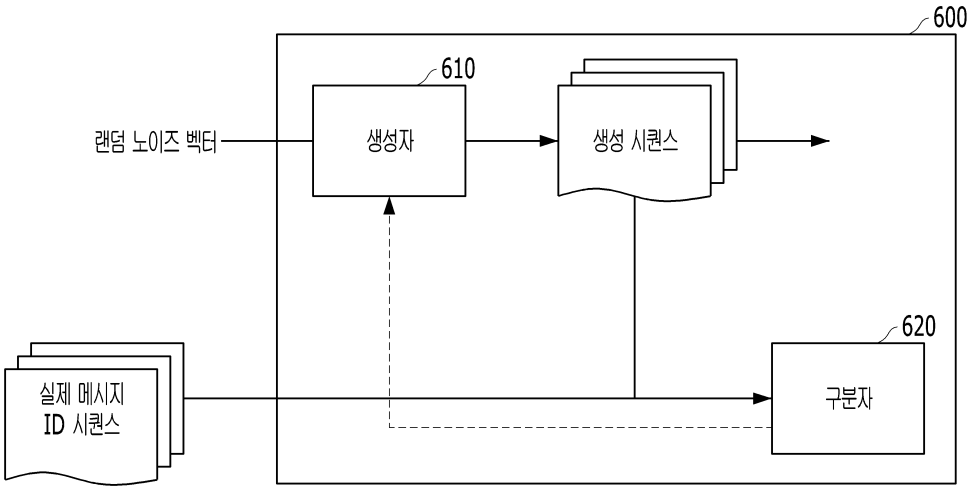
도면4


300
310
메시지 ID 추출부
320
정숫값 부여부
330
정규화부

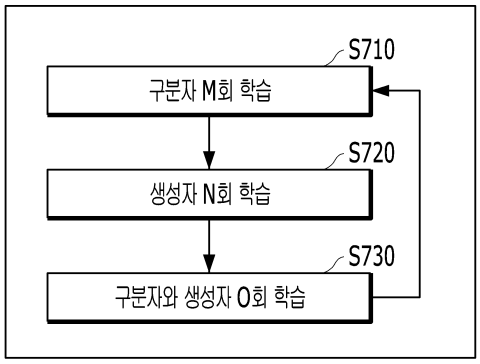
도면5



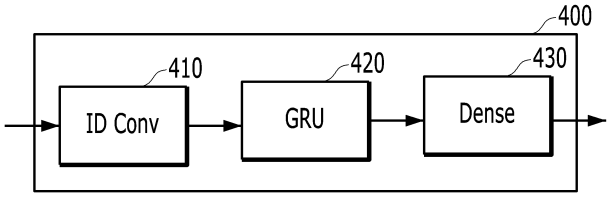
도면6



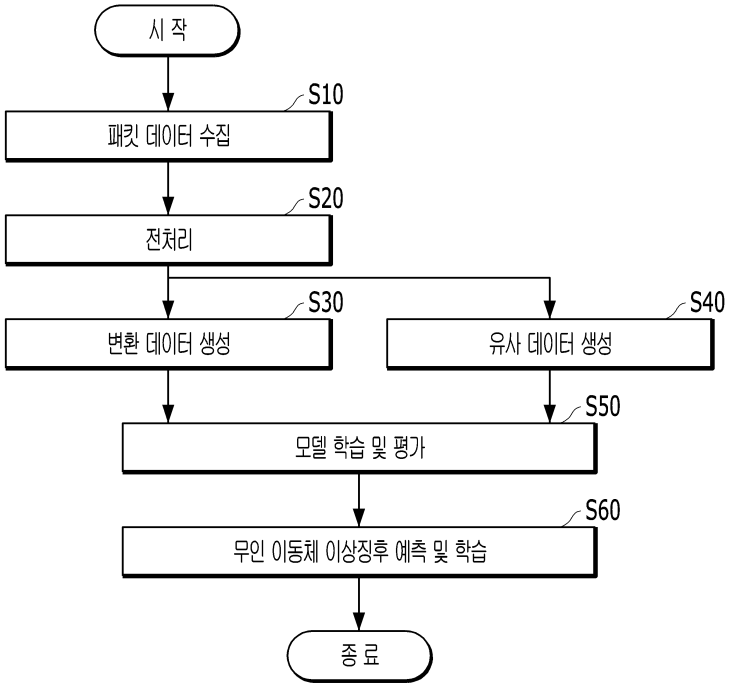
도면7



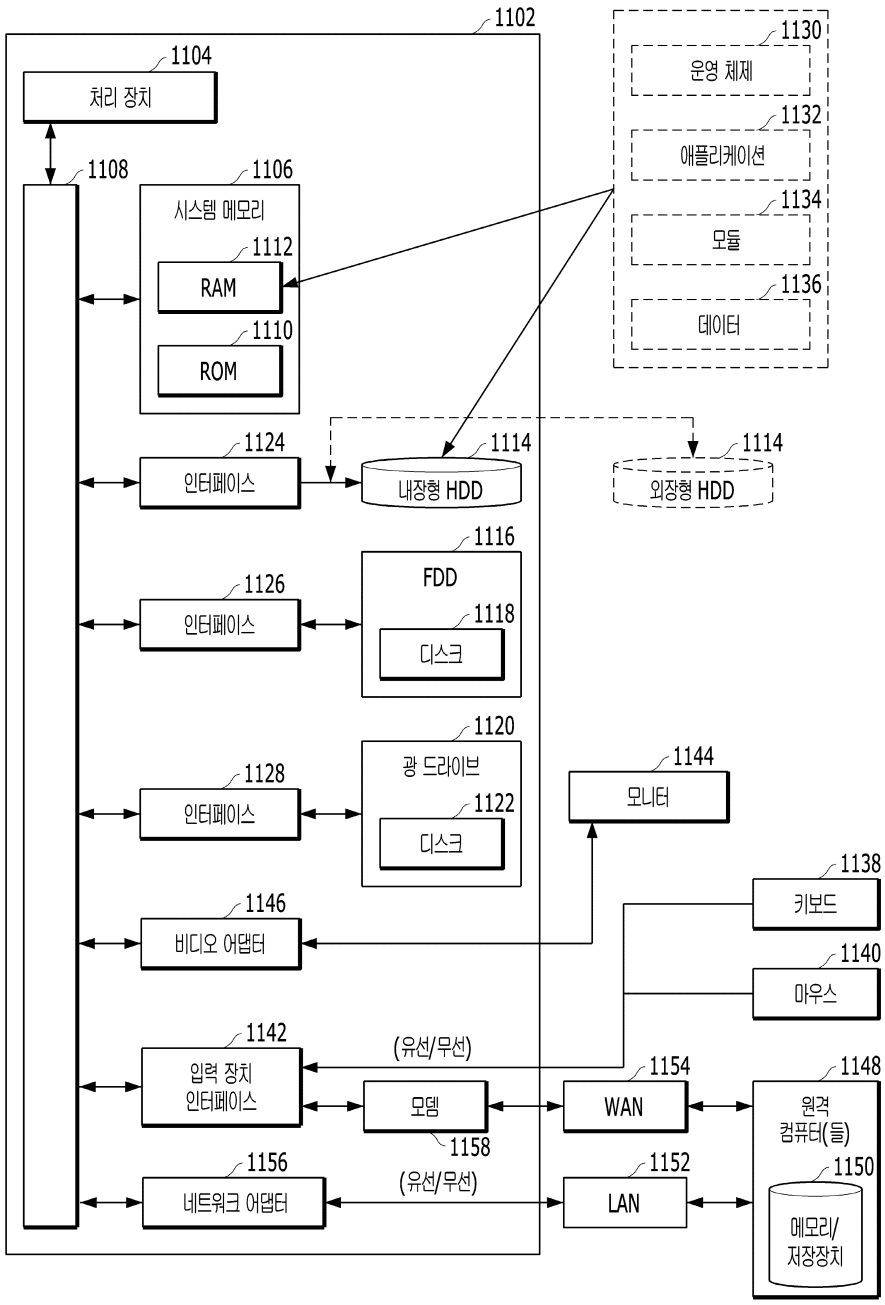
도면8



도면9


시 작
S10
패킷 데이터 수집
S20
전처리
S30
변환 데이터 생성
S40
유사 데이터 생성
S50
모델 학습 및 평가
S60
무인 이동체 이상징후 예측 및 학습
종 료

도면10


1102
1104
처리 장치
1108
1106
시스템 메모리
1112
RAM
1110
ROM
1130
운영 체제
1132
애플리케이션
1134
모듈
1136
데이터
1124
인터페이스
1114
내장형 HDD
1114
외장형 HDD
1116
FDD
1126
인터페이스
1118
디스크
1120
광 드라이브
1128
인터페이스
1122
디스크
1144
모니터
1138
키보드
1146
비디오 어댑터
1140
마우스
1142
입력 장치
인터페이스
(유선/무선)
모뎀
1158
1154
WAN
1148
원격
컴퓨터(들)
1156
네트워크 어댑터
(유선/무선)
1152
LAN
1150
메모리/
저장장치