



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0030499
(43) 공개일자 2024년03월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/084 (2023.01)
G06N 3/049 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2022-0109630
(22) 출원일자 2022년08월31일
심사청구일자 2022년08월31일

(71) 출원인
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 갯벌로 27, 인천대학교 이노베이션센터(송도동)
(72) 발명자
김지범
경기도 광명시 광명역로 26 광명역파크자이아파트 102동 1701호
(74) 대리인
김효성

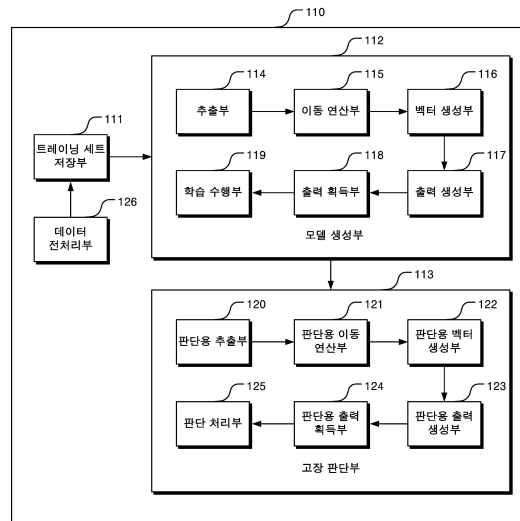
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치 및 그 동작 방법

(57) 요약

본 발명은 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치 및 그 동작 방법을 제시함으로써, 관리자가 계량기로부터 획득된 데이터를 기초로 해당 계량기가 고장인지 여부를 보다 빠르게 판별해 낼 수 있도록 지원할 수 있다.

대표도 - 도1



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711172957
과제번호	2022R1A4A5034121
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원
연구과제명	첨단 바이오소재 기반 뇌졸중 치료 및 기전 연구
기 여 율	1/2
과제수행기관명	인천대학교
연구기간	2022.06.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711167411
과제번호	2020R1A2C1007917
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	기하 딥러닝 기술을 이용한 데이터 기반의 메쉬 알고리즘 연구
기 여 율	1/2
과제수행기관명	인천대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치에 있어서,

사전 설정된 데이터 수집 기간 동안, 정상인 계량기들과 고장인 계량기들 각각으로부터 사전 수집한, 복수의 측정 값 세트들 - 상기 복수의 측정 값 세트들 각각은, 각 계량기가 상기 데이터 수집 기간 동안 사전 설정된 제1 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 복수의 측정 값들로 구성된 세트임 - 과 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대응되는 정답 값 - 상기 정상인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제1 정답 값으로 지정되어 있고, 상기 고장인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제2 정답 값으로 지정되어 있음 - 이 저장되어 있는 트레이닝 세트 저장부;

상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 사전 설정된 제2 단위 시간 - 상기 제2 단위 시간은 상기 제1 단위 시간보다 긴 시간임 - 간격으로 존재하는 총 n (n 은 3이상의 자연수임)개의 측정 값들을 제외한 나머지 측정 값들을 삭제한 후, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는지 확인하여, 적어도 하나의 측정 값 세트가 존재하는 것으로 확인되면, 상기 적어도 하나의 측정 값 세트 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 기존 존재하는 측정 값들을 기초로 한 선형 보간(linear interpolation)을 수행하여 누락된 측정 값을 생성함으로써, 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되도록 전처리를 수행하는 데이터 전처리부;

상기 데이터 전처리부를 통해, 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들에 대한 전처리가 완료되면, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나의 측정 값 세트를 선정하여, 상기 선정된 측정 값 세트와 그에 대응되는 정답 값을 기초로 계량기의 고장 여부를 판별하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 고장 판단 모델을 생성하는 모델 생성부; 및

상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 제1 계량기로부터 수집한 제1 실제 측정 값 세트 - 상기 제1 실제 측정 값 세트는, 상기 제1 계량기가 상기 제2 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 n 개의 제1 실제 측정 값들로 구성된 세트임 - 가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 고장 판단 모델을 기초로 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단하는 고장 판단부

를 포함하는 전자 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 모델 생성부는

상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나인 제1 측정 값 세트가 선정됨에 따라, 상기 제1 측정 값 세트에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 n 개의 제1 측정 값들 중, k (k 는 2이상, n 미만의 자연수임)번째 측정 값부터 n 번째 측정 값까지 총 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들을 추출하는 추출부;

상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k 인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들과 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들을 생성하는 이동 연산부;

상기 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들로부터, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 측정 값,

이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 (n-k+1)개의 입력 벡터들을 생성하는 벡터 생성부;

상기 (n-k+1)개의 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩 CNN(Convolutional Neural Network)에 입력으로 인가하여 상기 (n-k+1)개의 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, (n-k+1)개의 출력 벡터들을 생성하는 출력 생성부;

상기 (n-k+1)개의 출력 벡터들을 LSTM(Long Short-Term Memory)의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 출력 벡터를 획득하는 출력 획득부; 및

상기 마지막 출력 벡터를, 출력 값을 생성하기 위한 텐스 레이어(dense layer)에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행하는 학습 수행부

를 포함하는 전자 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 하나의 정답 값은 '1'로 지정되어 있고, 다른 하나의 정답 값은 '0'으로 지정되어 있으며,

상기 학습 수행부는

상기 마지막 출력 벡터를 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가하여 상기 텐스 레이어의 출력 값을 획득하고, 상기 텐스 레이어의 출력 값을 시그모이드(Sigmoid) 함수에 입력으로 인가함으로써, 0~1사이의 크기를 갖는 상기 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행하는 것을 특징으로 하는 전자 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 학습 수행부는

상기 예측 값과 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값을 기초로, 하기의 수학식 1의 손실함수에 따른 손실 값이 최소가 되도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행하는 것을 특징으로 하는 전자 장치.

[수학식 1]

$$L = -[t_p \log y_p + (1 - t_p) \log(1 - y_p)]$$

여기서, L은 손실 값, t_p 는 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값, y_p 는 상기 예측 값을 의미함.

청구항 5

제2항에 있어서,

상기 고장 판단부는

상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 상기 제1 계량기로부터 수집한 상기 제1 실제 측정 값 세트가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n개의 제1 실제 측정 값들 중, k번째 실제 측정 값부터 n번째 실제 측정 값까지 총 (n-k+1)개의 실제 측정 값들을 추출하는 판단용 추출부;

상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n개의 제1 실제 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, (n-k+1)개의 제1 이동 평균 값들과 (n-k+1)개의 제1 이동 표준 편차들을 생

성하는 판단용 이동 연산부;

상기 (n-k+1)개의 실제 측정 값들, 상기 (n-k+1)개의 제1 이동 평균 값들, 상기 (n-k+1)개의 제1 이동 표준 편차들로부터, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 (n-k+1)개의 제1 입력 벡터들을 생성하는 판단용 벡터 생성부;

상기 (n-k+1)개의 제1 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩, 기계학습이 완료된 상기 CNN에 입력으로 인가하여 상기 (n-k+1)개의 제1 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, (n-k+1)개의 제1 출력 벡터들을 생성하는 판단용 출력 생성부;

상기 (n-k+1)개의 제1 출력 벡터들을, 기계학습이 완료된 상기 LSTM의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 제1 출력 벡터를 획득하는 판단용 출력 획득부; 및

상기 마지막 제1 출력 벡터를, 기계학습이 완료된 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 판단용 예측 값을 산출한 후, 상기 판단용 예측 값이, 상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 정답 값에 더 근접한 값인지 확인하여, 상기 판단용 예측 값이 상기 제1 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 정상인 것으로 판단하고, 상기 판단용 예측 값이 상기 제2 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 고장인 것으로 판단하는 판단 처리부

를 포함하는 전자 장치.

청구항 6

학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치의 동작 방법에 있어서,

사전 설정된 데이터 수집 기간 동안, 정상인 계량기들과 고장인 계량기들 각각으로부터 사전 수집한, 복수의 측정 값 세트들 - 상기 복수의 측정 값 세트들 각각은, 각 계량기가 상기 데이터 수집 기간 동안 사전 설정된 제1 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 복수의 측정 값들로 구성된 세트임 - 과 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대응되는 정답 값 - 상기 정상인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제1 정답 값으로 지정되어 있고, 상기 고장인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제2 정답 값으로 지정되어 있음 - 이 저장되어 있는 트레이닝 세트 저장부를 유지하는 단계;

상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 사전 설정된 제2 단위 시간 - 상기 제2 단위 시간은 상기 제1 단위 시간보다 긴 시간임 - 간격으로 존재하는 총 n(n은 3이상의 자연수임)개의 측정 값들을 제외한 나머지 측정 값들을 삭제한 후, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는지 확인하여, 적어도 하나의 측정 값 세트가 존재하는 것으로 확인되면, 상기 적어도 하나의 측정 값 세트 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 기 존재하는 측정 값들을 기초로 한 선형 보간(linear interpolation)을 수행하여 누락된 측정 값을 생성함으로써, 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n개가 되도록 전처리를 수행하는 단계;

상기 전처리를 수행하는 단계를 통해, 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들에 대한 전처리가 완료되면, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나의 측정 값 세트를 선정하여, 상기 선정된 측정 값 세트와 그에 대응되는 정답 값을 기초로 계량기의 고장 여부를 판별하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 고장 판단 모델을 생성하는 단계; 및

상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 제1 계량기로부터 수집한 제1 실제 측정 값 세트 - 상기 제1 실제 측정 값 세트는, 상기 제1 계량기가 상기 제2 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 n개의 제1 실제 측정 값들로 구성된 세트임 - 가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 고장 판단 모델을 기초로 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단하는 단계

를 포함하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 고장 판단 모델을 생성하는 단계는

상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나인 제1 측정 값 세트가 선정됨에 따라, 상기 제1 측정 값 세트에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 n 개의 제1 측정 값들 중, k (k 는 2이상, n 미만의 자연수임)번째 측정 값부터 n 번째 측정 값까지 총 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들을 추출하는 단계;

상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k 인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들과 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들을 생성하는 단계;

상기 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들로부터, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들을 생성하는 단계;

상기 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩 CNN(Convolutional Neural Network)에 입력으로 인가하여 상기 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, $(n-k+1)$ 개의 출력 벡터들을 생성하는 단계;

상기 $(n-k+1)$ 개의 출력 벡터들을 LSTM(Long Short-Term Memory)의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 출력 벡터를 획득하는 단계; 및

상기 마지막 출력 벡터를, 출력 값을 생성하기 위한 텐스 레이어(dense layer)에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행하는 단계

를 포함하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 하나의 정답 값은 '1'로 지정되어 있고, 다른 하나의 정답 값은 '0'으로 지정되어 있으며,

상기 기계학습을 수행하는 단계는

상기 마지막 출력 벡터를 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가하여 상기 텐스 레이어의 출력 값을 획득하고, 상기 텐스 레이어의 출력 값을 시그모이드(Sigmoid) 함수에 입력으로 인가함으로써, 0~1사이의 크기를 갖는 상기 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행하는 것을 특징으로 하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 기계학습을 수행하는 단계는

상기 예측 값과 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값을 기초로, 하기의 수학식 1의 손실함수에 따른 손실 값이 최소가 되도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행하는 것을 특징으로 하는 전자 장치의 동작 방법.

[수학식 1]

$$L = -[t_p \log y_p + (1 - t_p) \log(1 - y_p)]$$

여기서, L 은 손실 값, t_p 는 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값, y_p 는 상기 예측 값을 의

미함.

청구항 10

제7항에 있어서,

상기 고장인지 여부를 판단하는 단계는

상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 상기 제1 계량기로부터 수집한 상기 제1 실제 측정 값 세트가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 실제 측정 값들 중, k 번째 실제 측정 값부터 n 번째 실제 측정 값까지 총 $(n-k+1)$ 개의 실제 측정 값들을 추출하는 단계;

상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 실제 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k 인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 평균 값들과 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 표준 편차들을 생성하는 단계;

상기 $(n-k+1)$ 개의 실제 측정 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 평균 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 표준 편차들로부터, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 $(n-k+1)$ 개의 제1 입력 벡터들을 생성하는 단계;

상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩, 기계학습이 완료된 상기 CNN에 입력으로 인가하여 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, $(n-k+1)$ 개의 제1 출력 벡터들을 생성하는 단계;

상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 출력 벡터들을, 기계학습이 완료된 상기 LSTM의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 제1 출력 벡터를 획득하는 단계; 및

상기 마지막 제1 출력 벡터를, 기계학습이 완료된 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 판단용 예측 값을 산출한 후, 상기 판단용 예측 값이, 상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 정답 값에 더 근접한 값인지 확인하여, 상기 판단용 예측 값이 상기 제1 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 정상인 것으로 판단하고, 상기 판단용 예측 값이 상기 제2 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 고장인 것으로 판단하는 단계

를 포함하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 11

제6항 내지 제10항 중 어느 한 항의 방법을 컴퓨터와의 결합을 통해 실행시키기 위한 컴퓨터 프로그램을 기록한 컴퓨터 판독 가능 기록 매체.

청구항 12

제6항 내지 제10항 중 어느 한 항의 방법을 컴퓨터와의 결합을 통해 실행시키기 위한 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치 및 그 동작 방법에 대한 것이다.

배경 기술

[0002] 일반적으로, 수도, 전기, 가스 등을 사용하는 가정이나 산업현장 등에서는 그 사용량을 계측하기 위한 계량기가 설치되어 있다.

[0003] 관련해서, 계량기는 주택이나 각종 건물에서 소비하고 있는 물, 전기, 가스 등의 사용량을 검침하여 그에 따른

적정 요금을 부과하는데 사용되는 장비이다.

[0004] 기존에는 계량기에서 고장이 발생하여도 계량기의 고장 여부를 판별할 수 있는 적합한 기술이 존재하지 않았기 때문에, 점검원들이 계량기를 점검하여 교체하는데 많은 시간이 필요하였다.

[0005] 관련해서, 최근에는 일부의 샘플 데이터를 기초로 소정의 결과를 판단하기 위한 학습 모델을 만들 수 있는 기계 학습 기반의 인공지능 기술이 등장하고 있다는 점에서, 계량기의 고장 여부를 판별해내는 데에 있어서도 이러한 인공지능 기술의 활용을 고려할 수 있다.

[0006] 이렇게, 인공지능 기술을 활용하여 계량기의 고장 여부를 판단할 수 있는 모델을 만들어두게 되면, 계량기로부터 획득된 데이터를 기초로 해당 계량기가 고장인지 여부를 보다 빠르게 판별해 낼 수 있다는 점에서, 고장난 계량기를 통해서 사용량이 잘못 계측되는 사고를 방지할 수 있을 것이다.

[0007] 다만, 계량기로부터 획득된 데이터는 계량기의 오류 등으로 인해서, 일부 데이터가 누락되는 등의 정형화되지 않은 데이터일 가능성이 있다는 점에서, 계량기로부터 획득된 데이터에 대해 소정의 전처리를 수행하여 데이터를 정형화한 후, 이 데이터를 기반으로 기계학습을 수행함으로써, 보다 정확한 결과를 도출할 수 있는 판단 모델을 생성하는 기법에 대한 연구가 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명은 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치 및 그 동작 방법을 제시함으로써, 관리자가 계량기로부터 획득된 데이터를 기초로 해당 계량기가 고장인지 여부를 보다 빠르게 판별해 낼 수 있도록 지원하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0009] 본 발명의 일실시예에 따른 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치는 사전 설정된 데이터 수집 기간 동안, 정상인 계량기들과 고장인 계량기들 각각으로부터 사전 수집한, 복수의 측정 값 세트들 - 상기 복수의 측정 값 세트들 각각은, 각 계량기가 상기 데이터 수집 기간 동안 사전 설정된 제1 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 복수의 측정 값들로 구성된 세트임 - 과 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대응되는 정답 값 - 상기 정상인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제1 정답 값으로 지정되어 있고, 상기 고장인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제2 정답 값으로 지정되어 있음 - 이 저장되어 있는 트레이닝 세트 저장부, 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 사전 설정된 제2 단위 시간 - 상기 제2 단위 시간은 상기 제1 단위 시간보다 긴 시간임 - 간격으로 존재하는 총 n (n 은 3이상의 자연수임)개의 측정 값들을 제외한 나머지 측정 값들을 삭제한 후, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는지 확인하여, 적어도 하나의 측정 값 세트가 존재하는 것으로 확인되면, 상기 적어도 하나의 측정 값 세트 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 기 존재하는 측정 값들을 기초로 한 선형 보간(linear interpolation)을 수행하여 누락된 측정 값을 생성함으로써, 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되도록 전처리를 수행하는 데이터 전처리부, 상기 데이터 전처리부를 통해, 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들에 대한 전처리가 완료되면, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나의 측정 값 세트를 선정하여, 상기 선정된 측정 값 세트와 그에 대응되는 정답 값을 기초로 계량기의 고장 여부를 판별하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 고장 판단 모델을 생성하는 모델 생성부 및 상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 제1 계량기로부터 수집한 제1 실제 측정 값 세트 - 상기 제1 실제 측정 값 세트는, 상기 제1 계량기가 상기 제2 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 n 개의 제1 실제 측정 값들로 구성된 세트임 - 가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 고장 판단 모델을 기초로 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단하는 고장 판단부를 포함한다.

[0010] 또한, 본 발명의 일실시예에 따른 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치의 동작 방법은 사전 설정된 데이터 수집 기간 동안, 정상인 계량기들과 고장인 계량기들 각각으로부터 사전 수집한, 복수의 측정 값 세트들 - 상기 복수의 측정 값 세트들 각각은, 각 계량기가 상기 데이터 수집 기간 동안 사전 설정된 제1 단위 시간 간격으로 순차적

으로 측정된 복수의 측정 값들로 구성된 세트임 - 과 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대응되는 정답 값 - 상기 정상인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제1 정답 값으로 지정되어 있고, 상기 고장인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제2 정답 값으로 지정되어 있음 - 이 저장되어 있는 트레이닝 세트 저장부를 유지하는 단계, 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 사전 설정된 제2 단위 시간 - 상기 제2 단위 시간은 상기 제1 단위 시간보다 긴 시간임 - 간격으로 존재하는 총 n (n 은 3이상의 자연수임)개의 측정 값들을 제외한 나머지 측정 값들을 삭제한 후, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는지 확인하여, 적어도 하나의 측정 값 세트가 존재하는 것으로 확인되면, 상기 적어도 하나의 측정 값 세트 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 기 존재하는 측정 값들을 기초로 한 선형 보간(linear interpolation)을 수행하여 누락된 측정 값을 생성함으로써, 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되도록 전처리를 수행하는 단계, 상기 전처리를 수행하는 단계를 통해, 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들에 대한 전처리가 완료되면, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나의 측정 값 세트를 선정하여, 상기 선정된 측정 값 세트와 그에 대응되는 정답 값을 기초로 계량기의 고장 여부를 판별하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 고장 판단 모델을 생성하는 단계 및 상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 제1 계량기로부터 수집한 제1 실제 측정 값 세트 - 상기 제1 실제 측정 값 세트는, 상기 제1 계량기가 상기 제2 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정된 n 개의 제1 실제 측정 값들로 구성된 세트임 - 가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 고장 판단 모델을 기초로 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0011]

본 발명은 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치 및 그 동작 방법을 제시함으로써, 관리자가 계량기로부터 획득된 데이터를 기초로 해당 계량기가 고장인지 여부를 보다 빠르게 판별해 낼 수 있도록 지원할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0012]

도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치의 구조를 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치의 동작 방법을 도시한 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0013]

이하에서는 본 발명에 따른 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명하기로 한다. 이러한 설명은 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였으며, 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 본 명세서 상에서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 사람에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다.

[0014]

본 문서에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다. 또한, 본 발명의 다양한 실시예들에 있어서, 각 구성요소들, 기능 블록들 또는 수단들은 하나 또는 그 이상의 하부 구성요소로 구성될 수 있고, 각 구성요소들이 수행하는 전기, 전자, 기계적 기능들은 전자회로, 집적회로, ASIC(Application Specific Integrated Circuit) 등 공지된 다양한 소자들 또는 기계적 요소들로 구현될 수 있으며, 각각 별개로 구현되거나 2 이상이 하나로 통합되어 구현될 수도 있다.

[0015]

한편, 첨부된 블록도의 블록들이나 흐름도의 단계들은 범용 컴퓨터, 특수용 컴퓨터, 휴대용 노트북 컴퓨터, 네트워크 컴퓨터 등 데이터 프로세싱이 가능한 장비의 프로세서나 메모리에 탑재되어 지정된 기능들을 수행하는

컴퓨터 프로그램 명령들(instructions)을 의미하는 것으로 해석될 수 있다. 이들 컴퓨터 프로그램 명령들은 컴퓨터 장치에 구비된 메모리 또는 컴퓨터에서 판독 가능한 메모리에 저장될 수 있기 때문에, 블록도의 블록들 또는 흐름도의 단계들에서 설명된 기능들은 이를 수행하는 명령 수단을 내포하는 제조물로 생산될 수도 있다. 아울러, 각 블록 또는 각 단계는 특정된 논리적 기능(들)을 실행하기 위한 하나 이상의 실행 가능한 명령들을 포함하는 모듈, 세그먼트 또는 코드의 일부를 나타낼 수 있다. 또, 몇 가지 대체 가능한 실시예들에서는 블록들 또는 단계들에서 언급된 기능들이 정해진 순서와 달리 실행되는 것도 가능함을 주목해야 한다. 예컨대, 잇달아 도시되어 있는 두 개의 블록들 또는 단계들은 실질적으로 동시에 수행되거나, 역순으로 수행될 수 있으며, 경우에 따라 일부 블록들 또는 단계들이 생략된 채로 수행될 수도 있다.

- [0016] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치의 구조를 도시한 도면이다.
- [0017] 도 1을 참조하면, 본 발명에 따른 전자 장치(110)는 트레이닝 세트 저장부(111), 전처리부(126), 모델 생성부(112) 및 고장 판단부(113)를 포함한다.
- [0018] 트레이닝 세트 저장부(111)에는 사전 설정된 데이터 수집 기간 동안, 정상인 계량기들과 고장인 계량기들 각각으로부터 사전 수집한, 복수의 측정 값 세트들과 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대응되는 정답 값이 저장되어 있다.
- [0019] 여기서, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각은, 각 계량기가 상기 데이터 수집 기간 동안 사전 설정된 제1 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 복수의 측정 값들로 구성된 세트를 의미한다. 예컨대, 상기 데이터 수집 기간을 '2022년 1월 1일 0시~2022년 1월 5일 24시'라고 하고, 상기 제1 단위 시간을 '1시간'이라고 하는 경우, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각은, 상기 데이터 수집 기간 동안, '1시간' 간격으로 각 계량기가 순차적으로 측정한 측정 값들로 구성되어 있을 수 있다. 이때, 각 측정 값은, 초당 또는 분당 또는 시간당 소비된 물, 전기, 가스 등의 사용량을 측정한 값을 의미한다.
- [0020] 그리고, 상기 정상인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제1 정답 값으로 지정되어 있고, 상기 고장인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제2 정답 값으로 지정되어 있다.
- [0021] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 하나의 정답 값은 '1'로 지정되어 있고, 다른 하나의 정답 값은 '0'으로 지정되어 있을 수 있다. 예컨대, 상기 제1 정답 값이 '1'로 지정되는 경우, 상기 제2 정답 값은 '0'으로 지정되고, 상기 제1 정답 값이 '0'으로 지정되는 경우, 상기 제1 정답 값은 '1'로 지정될 수 있다.
- [0022] 관련해서, 상기 제1 정답 값이 '1', 상기 제2 정답 값이 '0'으로 지정되어 있다고 하였을 때, 트레이닝 세트 저장부(111)에는 하기의 표 1과 같이 정보가 저장되어 있을 수 있다.

표 1

트레이닝 세트	복수의 측정 값 세트들	계량기 고장 여부	정답 값
트레이닝 세트 1	측정 값 세트 1	정상	1
트레이닝 세트 2	측정 값 세트 2	정상	1
트레이닝 세트 3	측정 값 세트 3	고장	0
트레이닝 세트 4	측정 값 세트 4	고장	0
...	...	...	...

- [0026] 데이터 전처리부(126)는 트레이닝 세트 저장부(111)에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 사전 설정된 제2 단위 시간(여기서, 상기 제2 단위 시간은 상기 제1 단위 시간보다 긴 시간으로서, 상기 제1 단위 시간의 s (s 는 2이상의 자연수임)배만큼 긴 시간으로 설정될 수 있음) 간격으로 존재하는 총 n (n 은 3이상의 자연수임)개의 측정 값들을 제외한 나머지 측정 값들을 삭제한 후, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는지 확인하여, 적어도 하나의 측정 값 세트가 존재하는 것으로 확인되면, 상기 적어도 하나의 측정 값 세트 각각에

대해, 각 측정 값 세트별로 기 존재하는 측정 값들을 기초로 한 선형 보간(linear interpolation)을 수행하여 누락된 측정 값을 생성함으로써, 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n개가 되도록 전처리를 수행한다.

[0027] 예컨대, 전술한 예와 같이, 상기 제1 단위 시간을 '1시간'이라고 하고, 상기 제2 단위 시간을 '2시간'이라고 하며, n을 '5'라고 가정하자.

[0028] 그러면, 데이터 전처리부(126)는 트레이닝 세트 저장부(111)에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 상기 제2 단위 시간인 '2시간' 간격으로 존재하는 총 5개의 측정 값들을 제외한 나머지 측정 값들을 삭제할 수 있다. 관련해서, '측정 값 세트 1'에 '1시간' 간격으로 수집된 측정 값들이 총 10개가 있다고 하면, 데이터 전처리부(126)는 '측정 값 세트 1'에 존재하는 총 10개의 측정 값들 중 '2시간' 간격으로 존재하는 5개의 측정 값들을 제외한 나머지 5개의 측정 값들을 삭제할 수 있다. 이러한 방식으로, 데이터 전처리부(126)는 트레이닝 세트 저장부(111)에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해서, '2시간' 간격으로 존재하는 5개의 측정 값들만 남기고, 나머지 측정 값들을 삭제할 수 있다.

[0029] 그 이후, 데이터 전처리부(126)는 상기 복수의 측정 값 세트들 중 '2시간' 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 5개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는지 확인할 수 있다.

[0030] 만약, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 '2시간' 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 5개가 되지 않는 측정 값 세트로 '측정 값 세트 2'가 존재하는 것으로 확인되었다고 하는 경우, 데이터 전처리부(126)는 '측정 값 세트 2'에 기 존재하는 측정 값들을 기초로 한 선형 보간을 수행하여 누락된 측정 값을 생성함으로써, '2시간' 간격으로 존재하는 측정 값들이 5개가 되도록 전처리를 수행할 수 있다.

[0031] 여기서, 선형 보간이란, 끝점의 값이 주어졌을 때 그 사이에 위치한 값을 추정하기 위하여 직선 거리에 따라 선형적으로 계산하는 방법을 의미한다. 관련해서, '측정 값 세트 2'에 존재하는 측정 값들이 하기의 표 2와 같이 구성되어 있다고 가정하자.

표 2

시간	측정 값
0시	10
4시	30
8시	70

[0035] 상기 표 2와 같은 측정 값들에서는 '2시', '6시'에 해당되는 측정 값들이 누락되어 있으므로, 데이터 전처리부(126)는 선형 보간을 통해서, '2시'에 해당되는 측정 값을 '20'으로 생성할 수 있고, '6시'에 해당되는 측정 값을 '50'으로 생성할 수 있다. 이러한 방식으로, 데이터 전처리부(126)는 상기 복수의 측정 값 세트들 중 '2시간' 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 5개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는 것으로 확인되면, 해당 측정 값 세트들에 대해서 선형 보간을 통해서 누락된 측정 값들을 생성해서 채움으로써, 상기 복수의 측정 값 세트들이 모두 '2시간' 간격으로 존재하는 총 5개의 측정 값들로 구성된 세트가 되도록 전처리할 수 있다.

[0036] 즉, 본 발명에 따른 전자 장치(110)는 본격적인 기계학습을 수행하기 전에, 데이터 전처리부(126)를 통해, 계량기로부터 수집된 데이터를 일정 시간 간격으로 선별하고, 일부 데이터가 누락되어 있는 경우, 선형 보간의 기법을 활용하여 누락된 데이터를 보충하는 방식으로, 학습 데이터의 전처리를 수행함으로써, 고장 판단 모델을 생성하기 위한 기계학습이 더욱 원활하게 수행되도록 처리할 수 있다.

[0037] 이렇게, 데이터 전처리부(126)를 통해, 트레이닝 세트 저장부(111)에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들에 대한 전처리가 완료되면, 모델 생성부(112)는 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나의 측정 값 세트를 선정하여, 상기 선정된 측정 값 세트와 그에 대응되는 정답 값을 기초로 계량기의 고장 여부를 판별하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 고장 판단 모델을 생성한다.

[0038] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 모델 생성부(112)는 추출부(114), 이동 연산부(115), 벡터 생성부(116),

출력 생성부(117), 출력 획득부(118) 및 학습 수행부(119)를 포함할 수 있다.

- [0039] 추출부(114)는 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나인 제1 측정 값 세트가 선정됨에 따라, 상기 제1 측정 값 세트에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 n 개의 제1 측정 값들 중, k (k 는 2이상, n 미만의 자연수임)번째 측정 값부터 n 번째 측정 값까지 총 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들을 추출한다.
- [0040] 예컨대, n 을 '5'라고 하고, k 를 '2'라고 하는 경우, 추출부(114)는 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나인 제1 측정 값 세트가 선정됨에 따라, 상기 제1 측정 값 세트에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 5개의 제1 측정 값들 중, 2번째 측정 값부터 5번째 측정 값까지 총 4개의 측정 값들을 추출할 수 있다. 관련해서, 상기 5개의 제1 측정 값들이 순차적으로, 'a1, a2, a3, a4, a5'라고 하는 경우, 추출부(114)는 'a2, a3, a4, a5'를 추출할 수 있다.
- [0041] 이동 연산부(115)는 상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k 인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들과 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들을 생성한다.
- [0042] 관련해서, 전술한 예와 같이, n 을 '5', k 를 '2', 상기 5개의 제1 측정 값들이 'a1, a2, a3, a4, a5'라고 하는 경우, 이동 연산부(115)는 'a1, a2, a3, a4, a5'에 대해, 윈도우 크기가 2인 이동 평균을 연산함으로써, 'm1, m2, m3, m4'라고 하는 4개의 이동 평균 값들을 생성할 수 있고, 'a1, a2, a3, a4, a5'에 대해, 윈도우 크기가 2인 이동 표준 편차를 연산함으로써, 's1, s2, s3, s4'라고 하는 4개의 이동 표준 편차들을 생성할 수 있다.
- [0043] 벡터 생성부(116)는 상기 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들로부터, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들을 생성한다.
- [0044] 관련해서, 전술한 예와 같이, 추출부(114)를 통해 'a2, a3, a4, a5'라고 하는 4개의 측정 값들이 추출되었고, 이동 연산부(115)를 통해, 'm1, m2, m3, m4'라고 하는 4개의 이동 평균 값들과 's1, s2, s3, s4'라고 하는 4개의 이동 표준 편차들이 생성되었다고 하는 경우, 벡터 생성부(116)는 상기 4개의 측정 값들, 상기 4개의 이동 평균 값들, 상기 4개의 이동 표준 편차들로부터, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 하기의 표 3과 같이, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 4개의 입력 벡터들을 생성할 수 있다.

표 3

[0046]	입력 벡터 1	[a2 m1 s1]
	입력 벡터 2	[a3 m2 s2]
	입력 벡터 3	[a4 m3 s3]
	입력 벡터 4	[a5 m4 s4]

- [0048] 출력 생성부(117)는 상기 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩 CNN(Convolutional Neural Network)에 입력으로 인가하여 상기 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, $(n-k+1)$ 개의 출력 벡터들을 생성한다.

- [0049] 여기서, CNN이란 합성곱 필터로 구성된 다수의 합성곱층과 풀링(pooling)층들로 구성되는 신경망으로서, CNN에 이미지 등과 같은 입력 데이터가 피쳐맵(feature map)으로 구성되어 합성곱층에 입력으로 인가되면, 합성곱층을 구성하는 하나 이상의 채널을 갖는 합성곱 필터들에 의해 합성곱이 발생하여 출력 피쳐맵이 생성되고, 풀링층을 통해서 상기 출력 피쳐맵의 크기를 줄이기 위한 다운샘플링이 수행된 후, 그 출력이 다음 합성곱층과 풀링층에 다시 입력으로 인가되는 과정이 반복되며, 이러한 과정의 반복을 통해 소정의 출력이 산출되게 된다. 이때, 본 발명의 출력 생성부(117)는, 벡터 생성부(116)에서 입력 벡터들이 생성되면, 상기 입력 벡터들 각각을 행벡터 또는 열벡터 형태의 피쳐맵으로 보고 상기 CNN에 입력으로 인가함으로써, 각 입력 벡터에 대응되는 출력 벡터를 산출하게 된다.

- [0050] 관련해서, 전술한 예와 같이, 벡터 생성부(116)를 통해 상기 표 3과 같은 4개의 입력 벡터들이 생성되었다고 하는 경우, 출력 생성부(117)는 도 2의 도면부호 211에 도시된 그림과 같이, 상기 4개의 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩 CNN에 입력으로 인가하여 상기 4개의 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, 4개의 출력 벡터들을 생성할 수 있다.
- [0051] 출력 획득부(118)는 상기 (n-k+1)개의 출력 벡터들을 LSTM(Long Short-Term Memory)의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 출력 벡터를 획득한다.
- [0052] 여기서, 상기 LSTM이란 유닛간의 연결이 순환적 구조를 갖는 특징을 갖는 인공 신경망으로서, 다수의 타임 스텝들로 구성되어 있어서, 각 타임 스텝별로 소정의 시계열 데이터가 입력으로 인가되면, 각 타임 스텝에서의 출력이 산출되도록 구성되어 있다. 이때, 본 발명에서의 상기 LSTM의 각 타임 스텝은 소정의 크기를 갖는 벡터가 산출되도록 사전 구성되어 있다.
- [0053] 관련해서, 전술한 예와 같이, 출력 생성부(117)를 통해 도 2의 도면부호 211에 도시된 그림과 같은 4개의 출력 벡터들이 생성되었다고 하는 경우, 출력 획득부(118)는 도 2의 도면부호 212에 도시된 그림과 같이, 상기 4개의 출력 벡터들을 LSTM의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후, 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝인 '타임 스텝 4'로부터 산출되는 마지막 출력 벡터를 획득할 수 있다.
- [0054] 학습 수행부(119)는 상기 마지막 출력 벡터를, 출력 값을 생성하기 위한 텐스 레이어(dense layer)에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행한다.
- [0055] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 학습 수행부(119)는 상기 마지막 출력 벡터를 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가하여 상기 텐스 레이어의 출력 값을 획득하고, 상기 텐스 레이어의 출력 값을 시그모이드(Sigmoid) 함수에 입력으로 인가함으로써, 0~1사이의 크기를 갖는 상기 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행할 수 있다.
- [0056] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 학습 수행부(119)는 상기 예측 값과 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값을 기초로, 하기의 수식 1의 손실함수에 따른 손실 값이 최소가 되도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행할 수 있다.

수식 1

$$L = -[t_p \log y_p + (1 - t_p) \log(1 - y_p)]$$

- [0058]
- [0060] 여기서, L은 손실 값, t_p 는 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값, y_p 는 상기 예측 값을 의미한다.
- [0061] 여기서, 텐스 레이어란 원하는 길이의 출력을 산출하기 위해서 소정의 가중치를 기반으로 입출력을 연결해둔 레이어를 의미하는 것으로서, 본 발명에서의 상기 텐스 레이어는 입력으로 인가되는 벡터의 길이를 1차원의 출력 값으로 변환하도록 구성되어 있다.
- [0062] 관련해서, 전술한 예와 같이, 출력 획득부(118)를 통해 도 2의 도면부호 212에 도시된 그림과 같은 마지막 출력 벡터가 획득되었다고 하는 경우, 학습 수행부(119)는 도 2의 도면부호 213에 도시된 그림과 같이, 상기 마지막 출력 벡터를 텐스 레이어에 입력으로 인가하여 상기 텐스 레이어의 출력 값을 획득하고, 상기 텐스 레이어의 출력 값을 시그모이드 함수에 입력으로 인가함으로써, 0~1사이의 크기를 갖는 예측 값을 산출할 수 있다.
- [0063] 그리고 나서, 학습 수행부(119)는 상기 예측 값과 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값을

기초로, 상기 수학적 식 1의 손실함수에 따른 손실 값이 최소가 되도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행할 수 있다. 관련해서, 상기 제1 측정 값 세트가 상기 표 1에서 나타난 트레이닝 세트들 중 '트레이닝 세트 1'을 구성하는 '측정 값 세트 1'이라고 하는 경우, 학습 수행부(119)는 상기 예측 값과, '측정 값 세트 1'에 대응되는 정답 값인 '1'을 상기 수학적 식 1에 따른 손실함수에 대입하였을 때 산출되는 손실 값이 최소가 되도록, 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행할 수 있다.

[0064] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 학습 수행부(119)는 상기 손실 값이 최소가 되도록 역전파(BackPropagation) 처리를 수행함으로써, 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행할 수 있다.

[0065] 이러한 방식으로, 모델 생성부(112)는 상기 복수의 측정 값 세트들을 기초로 한 기계학습을 반복 수행함으로써, 계량기의 고장 여부를 판별하기 위한 고장 판단 모델을 생성할 수 있다.

[0066] 이렇게, 모델 생성부(112)를 통해 상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 제1 계량기로부터 수집한 제1 실제 측정 값 세트(상기 제1 실제 측정 값 세트는, 상기 제1 계량기가 상기 제2 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 n 개의 제1 실제 측정 값들로 구성된 세트임)가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 전자 장치(110)에 인가되면, 고장 판단부(113)는 상기 고장 판단 모델을 기초로 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단한다.

[0067] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 고장 판단부(113)는 판단용 추출부(120), 판단용 이동 연산부(121), 판단용 벡터 생성부(122), 판단용 출력 생성부(123), 판단용 출력 획득부(124) 및 판단 처리부(125)를 포함할 수 있다.

[0068] 판단용 추출부(120)는 상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 상기 제1 계량기로부터 수집한 상기 제1 실제 측정 값 세트가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 실제 측정 값들 중, k 번째 실제 측정 값부터 n 번째 실제 측정 값까지 총 $(n-k+1)$ 개의 실제 측정 값들을 추출한다.

[0069] 관련해서, 전술한 예와 같이, n 을 '5', k 를 '2'라고 하고, 상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 5개의 제1 실제 측정 값들이 'A1, A2, A3, A4, A5'라고 하는 경우, 판단용 추출부(120)는 상기 5개의 제1 실제 측정 값들인 'A2, A3, A4, A5' 중, 2번째 실제 측정 값부터 5번째 실제 측정 값까지 총 4개의 실제 측정 값들인 'A2, A3, A4, A5'를 추출할 수 있다.

[0070] 판단용 이동 연산부(121)는 상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 실제 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k 인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 평균 값들과 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 표준 편차들을 생성한다.

[0071] 관련해서, 전술한 예와 같이, n 을 '5', k 를 '2', 상기 5개의 제1 실제 측정 값들이 'A1, A2, A3, A4, A5'라고 하는 경우, 판단용 이동 연산부(121)는 'A1, A2, A3, A4, A5'에 대해, 윈도우 크기가 2인 이동 평균을 연산함으로써, 'M1, M2, M3, M4'라고 하는 4개의 제1 이동 평균 값들을 생성할 수 있고, 'A1, A2, A3, A4, A5'에 대해, 윈도우 크기가 2인 이동 표준 편차를 연산함으로써, 'S1, S2, S3, S4'라고 하는 4개의 제1 이동 표준 편차들을 생성할 수 있다.

[0072] 판단용 벡터 생성부(122)는 상기 $(n-k+1)$ 개의 실제 측정 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 평균 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 표준 편차들로부터, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 $(n-k+1)$ 개의 제1 입력 벡터들을 생성한다.

[0073] 관련해서, 전술한 예와 같이, 판단용 추출부(120)를 통해 'A2, A3, A4, A5'라고 하는 4개의 실제 측정 값들이 추출되었고, 판단용 이동 연산부(121)를 통해, 'M1, M2, M3, M4'라고 하는 4개의 제1 이동 평균 값들과 'S1, S2, S3, S4'라고 하는 4개의 제1 이동 표준 편차들이 생성되었다고 하는 경우, 판단용 벡터 생성부(122)는 상기 4개의 실제 측정 값들, 상기 4개의 제1 이동 평균 값들, 상기 4개의 제1 이동 표준 편차들로부터, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 하기의 표 4와 같이, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 4개의 제1 입력 벡터들을 생성할 수 있다.

표 4

입력 벡터 1	[A2 M1 S1]
입력 벡터 2	[A3 M2 S2]
입력 벡터 3	[A4 M3 S3]
입력 벡터 4	[A5 M4 S4]

[0075]

[0077] 판단용 출력 생성부(123)는 상기 (n-k+1)개의 제1 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩, 기계학습이 완료된 상기 CNN에 입력으로 인가하여 상기 (n-k+1)개의 제1 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, (n-k+1)개의 제1 출력 벡터들을 생성한다.

[0078]

관련해서, 전술한 예와 같이, 판단용 벡터 생성부(122)를 통해 상기 표 4와 같은 4개의 제1 입력 벡터들이 생성되었다고 하는 경우, 판단용 출력 생성부(123)는 도 2의 도면부호 211에 도시된 그림과 같이, 상기 4개의 제1 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩, 기계학습이 완료된 상기 CNN에 입력으로 인가하여 상기 4개의 제1 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, 4개의 제1 출력 벡터들을 생성할 수 있다.

[0079]

판단용 출력 획득부(124)는 상기 (n-k+1)개의 제1 출력 벡터들을, 기계학습이 완료된 상기 LSTM의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 제1 출력 벡터를 획득한다.

[0080]

관련해서, 전술한 예와 같이, 판단용 출력 생성부(123)를 통해 도 2의 도면부호 211에 도시된 그림과 같은 4개의 제1 출력 벡터들이 생성되었다고 하는 경우, 판단용 출력 획득부(124)는 도 2의 도면부호 212에 도시된 그림과 같이, 상기 4개의 제1 출력 벡터들을, 기계학습이 완료된 LSTM의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후, 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝인 '타임 스텝 4'로부터 산출되는 마지막 제1 출력 벡터를 획득할 수 있다.

[0081]

판단 처리부(125)는 상기 마지막 제1 출력 벡터를, 기계학습이 완료된 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 판단용 예측 값을 산출한 후, 상기 판단용 예측 값이, 상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 정답 값에 더 근접한 값인지 확인하여, 상기 판단용 예측 값이 상기 제1 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 정상인 것으로 판단하고, 상기 판단용 예측 값이 상기 제2 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 고장인 것으로 판단한다.

[0082]

관련해서, 전술한 예와 같이, 판단용 출력 획득부(124)를 통해 도 2의 도면부호 212에 도시된 그림과 같은 마지막 제1 출력 벡터가 획득되었다고 하는 경우, 판단 처리부(125)는 도 2의 도면부호 213에 도시된 그림과 같이, 상기 마지막 제1 출력 벡터를, 기계학습이 완료된 텐스 레이어에 입력으로 인가하여 상기 텐스 레이어의 출력 값을 획득한 후, 상기 텐스 레이어의 출력 값을 시그모이드 함수에 입력으로 인가함으로써, 0~1사이의 크기를 갖는 판단용 예측 값을 산출할 수 있다.

[0083]

그리고 나서, 판단 처리부(124)는 상기 판단용 예측 값이, 상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 정답 값에 더 근접한 값인지 확인하여, 상기 판단용 예측 값이 상기 제1 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 정상인 것으로 판단하고, 상기 판단용 예측 값이 상기 제2 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 고장인 것으로 판단할 수 있다. 관련해서, 전술한 예와 같이, 상기 제1 정답 값이 '1', 상기 제2 정답 값이 '0'으로 지정되어 있다고 하는 경우, 판단 처리부(124)는 상기 판단용 예측 값이 '1'에 가까운 값으로 산출되었다면, 상기 제1 계량기가 정상인 것으로 판단하고, 상기 판단용 예측 값이 '0'에 가까운 값으로 산출되었다면, 상기 제1 계량기가 고장인 것으로 판단할 수 있다.

[0084]

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 학습 데이터의 전처리를 기반으로 하는, 인공지능 기반의 고장 판단 모델의 생성을 통해 계량기에 대한 고장 여부를 판단할 수 있는 전자 장치의 동작 방법을 도시한 순서도이다.

[0085]

단계(S310)에서는 사전 설정된 데이터 수집 기간 동안, 정상인 계량기들과 고장인 계량기들 각각으로부터 사전 수집한, 복수의 측정 값 세트들(상기 복수의 측정 값 세트들 각각은, 각 계량기가 상기 데이터 수집 기간 동안 사전 설정된 제1 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정된 복수의 측정 값들로 구성된 세트임)과 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대응되는 정답 값(상기 정상인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답 값은 사전 설정된 제1 정답 값으로 지정되어 있고, 상기 고장인 계량기들로부터 수집한 측정 값 세트들에 대한 정답

값은 사전 설정된 제2 정답 값으로 지정되어 있음)이 저장되어 있는 트레이닝 세트 저장부를 유지한다.

[0086] 단계(S320)에서는 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 사전 설정된 제2 단위 시간(상기 제2 단위 시간은 상기 제1 단위 시간보다 긴 시간임)간격으로 존재하는 총 n (n 은 3이상의 자연수임)개의 측정 값들을 제외한 나머지 측정 값들을 삭제한 후, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되지 않는 측정 값 세트가 존재하는지 확인하여, 적어도 하나의 측정 값 세트가 존재하는 것으로 확인되면, 상기 적어도 하나의 측정 값 세트 각각에 대해, 각 측정 값 세트별로 존재하는 측정 값들을 기초로 한 선형 보간을 수행하여 누락된 측정 값을 생성함으로써, 상기 제2 단위 시간 간격으로 존재하는 측정 값들이 총 n 개가 되도록 전처리를 수행한다.

[0087] 단계(S330)에서는 단계(S320)을 통해, 상기 트레이닝 세트 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 측정 값 세트들에 대한 전처리가 완료되면, 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나의 측정 값 세트를 선정하여, 상기 선정된 측정 값 세트와 그에 대응되는 정답 값을 기초로 계량기의 고장 여부를 판별하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 측정 값 세트들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 고장 판단 모델을 생성한다.

[0088] 단계(S340)에서는 상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 제1 계량기로부터 수집한 제1 실제 측정 값 세트(상기 제1 실제 측정 값 세트는, 상기 제1 계량기가 상기 제2 단위 시간 간격으로 순차적으로 측정한 n 개의 제1 실제 측정 값들로 구성된 세트임)가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 고장 판단 모델을 기초로 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단한다.

[0089] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 단계(S330)에서는 상기 복수의 측정 값 세트들 중 어느 하나인 제1 측정 값 세트가 선정됨에 따라, 상기 제1 측정 값 세트에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 n 개의 제1 측정 값들 중, k (k 는 2이상, n 미만의 자연수임)번째 측정 값부터 n 번째 측정 값까지 총 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들을 추출하는 단계, 상기 제1 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k 인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들과 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들을 생성하는 단계, 상기 $(n-k+1)$ 개의 측정 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 평균 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 이동 표준 편차들로부터, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들을 생성하는 단계, 상기 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩 CNN에 입력으로 인가하여 상기 $(n-k+1)$ 개의 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, $(n-k+1)$ 개의 출력 벡터들을 생성하는 단계, 상기 $(n-k+1)$ 개의 출력 벡터들을 LSTM(Long Short-Term Memory)의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 출력 벡터를 획득하는 단계 및 상기 마지막 출력 벡터를, 출력 값을 생성하기 위한 텐스 레이어에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0090] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 하나의 정답 값은 '1'로 지정되어 있고, 다른 하나의 정답 값은 '0'으로 지정되어 있을 수 있고, 이때, 상기 기계학습을 수행하는 단계는 상기 마지막 출력 벡터를 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가하여 상기 텐스 레이어의 출력 값을 획득하고, 상기 텐스 레이어의 출력 값을 시그모이드 함수에 입력으로 인가함으로써, 0~1사이의 크기를 갖는 상기 예측 값을 산출한 후, 상기 예측 값이, 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값에 최대한로 근접하도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행할 수 있다.

[0091] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 상기 기계학습을 수행하는 단계는 상기 예측 값과 상기 제1 측정 값 세트에 대응되어 지정되어 있는 정답 값을 기초로, 상기 손실식 1의 손실함수에 따른 손실 값이 최소가 되도록 상기 CNN, 상기 LSTM 및 상기 텐스 레이어에 대한 기계학습을 수행할 수 있다.

[0092] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 단계(S340)에서는 상기 고장 판단 모델의 생성이 완료된 이후에, 고장 여부 판단의 대상이 되는 상기 제1 계량기로부터 수집한 상기 제1 실제 측정 값 세트가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 계량기가 고장인지 여부를 판단할 것을 지시하는 판단 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 실제 측정 값들 중, k 번째 실제 측정 값부터 n 번째 실제 측정 값까지 총 $(n-k+1)$ 개의 실제 측정 값들을 추출하는 단계, 상기 제1 실제 측정 값 세트를 구성하는 상기 n 개의 제1 실제 측정 값들에 대해, 윈도우 크기가 k 인 이동 평균과 이동 표준 편차를 연산함으로써, $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 평균 값들과 $(n-$

$k+1$ 개의 제1 이동 표준 편차들을 생성하는 단계, 상기 $(n-k+1)$ 개의 실제 측정 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 평균 값들, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 이동 표준 편차들로부터, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 순차적으로 하나씩 선별하여 3차원의 벡터로 구성함으로써, 실제 측정 값, 이동 평균 값, 이동 표준 편차를 성분으로 갖는 $(n-k+1)$ 개의 제1 입력 벡터들을 생성하는 단계, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 입력 벡터들을 순차적으로 하나씩, 기계학습이 완료된 상기 CNN에 입력으로 인가하여 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 입력 벡터들 각각에 대응되는 출력 벡터를 순차적으로 산출함으로써, $(n-k+1)$ 개의 제1 출력 벡터들을 생성하는 단계, 상기 $(n-k+1)$ 개의 제1 출력 벡터들을, 기계학습이 완료된 상기 LSTM의 각 타임 스텝에 순차적으로 하나씩 입력으로 인가한 후 상기 LSTM의 마지막 타임 스텝으로부터 산출되는 마지막 제1 출력 벡터를 획득하는 단계 및 상기 마지막 제1 출력 벡터를, 기계학습이 완료된 상기 텐스 레이어에 입력으로 인가함으로써, 정답 값과의 비교를 위한 판단용 예측 값을 산출한 후, 상기 판단용 예측 값이, 상기 제1 정답 값과 상기 제2 정답 값 중 어느 정답 값에 더 근접한 값인지 확인하여, 상기 판단용 예측 값이 상기 제1 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 정상인 것으로 판단하고, 상기 판단용 예측 값이 상기 제2 정답 값에 더 근접한 값으로 확인된 경우, 상기 제1 계량기가 고장인 것으로 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

[0093] 이상, 도 3을 참조하여 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법에 대해 설명하였다. 여기서, 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법은 도 1을 이용하여 설명한 전자 장치(110)의 동작에 대한 구성과 대응될 수 있으므로, 이에 대한 보다 상세한 설명은 생략하기로 한다.

[0094] 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법은 컴퓨터와의 결합을 통해 실행시키기 위한 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다.

[0095] 또한, 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0096] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.

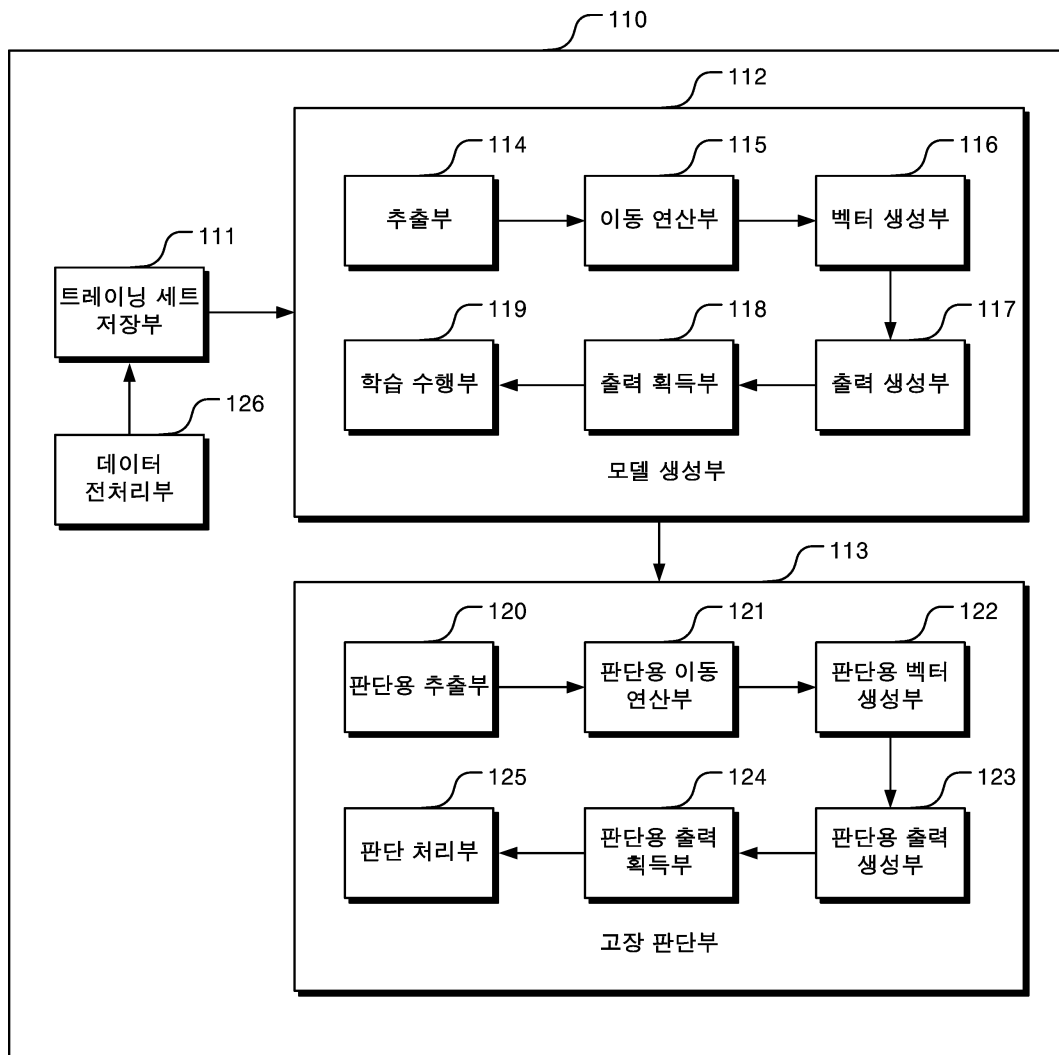
[0097] 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

부호의 설명

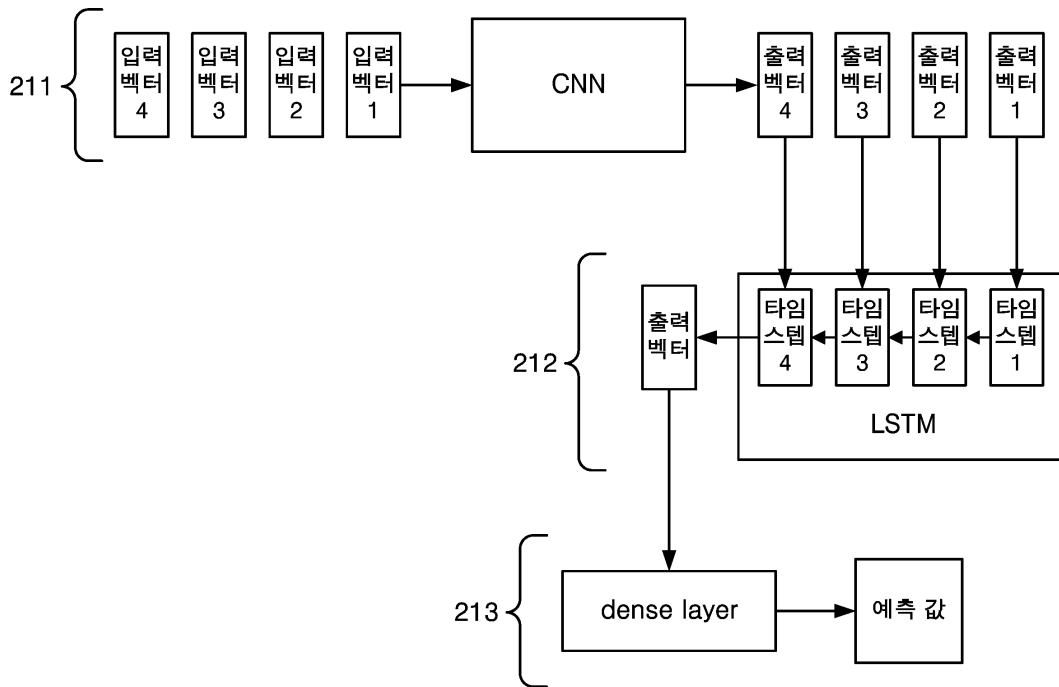
[0098] 110: 전자 장치
111: 트레이닝 세트 저장부 112: 모델 생성부
113: 고장 판단부 114: 추출부
115: 이동 연산부 116: 벡터 생성부
117: 출력 생성부 118: 출력 획득부
119: 학습 수행부 120: 판단용 추출부
121: 판단용 이동 연산부 122: 판단용 벡터 생성부
123: 판단용 출력 생성부 124: 판단용 출력 획득부
125: 판단 처리부 126: 데이터 전처리부

도면

도면1



도면2



도면3

