(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0109121
(43) 공개일자 2019년09월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) *G06N 3/04* (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
G06N 3/0454 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0031088
(22) 출원일자 2018년03월16일
심사청구일자 2018년03월16일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
최재식
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(74) 대리인
특허법인 무한

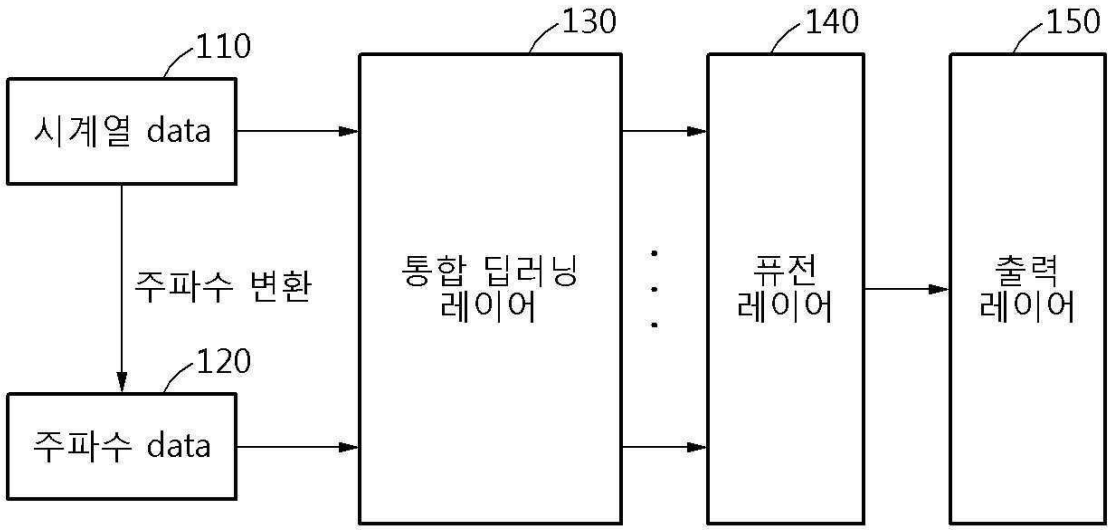
전체 청구항 수 : 총 18 항

(54) 발명의 명칭 **시계열 데이터의 분석 및 예측을 위한 통합적인 딥러닝 시스템**

(57) 요 약

통합 딥러닝 분석 방법이 개시된다. 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 방법은 시계열 데이터를 수신하는 단계; 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 주파수 데이터를 생성하는 단계; 시계열 데이터를 입력 받는 복수의 제1 신경망들 및 주파수 데이터를 입력 받는 복수의 제2 신경망들을 이용하여, 시계열 데이터에 대응하는 특징들을 생성하는 단계; 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 생성된 특징들을 조합하는 단계; 및 조합된 특징에 기초하여, 적어도 하나의 출력 카테고리의 결과 데이터를 출력하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06N 3/049 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2015M3D3A1A01064919199
부처명 과학기술정보통신부
연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터
연구사업명 인공지능국가전략프로젝트
연구과제명 의사결정 이유를 설명할 수 있는 인간 수준의 학습·추론 프레임워크 개발
기 여 율 1/1
주관기관 울산과학기술원
연구기간 2017.07.01 ~ 2021.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

시계열 데이터를 수신하는 단계;

상기 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 주파수 데이터를 생성하는 단계;

상기 시계열 데이터를 입력 받는 복수의 제1 신경망들 및 상기 주파수 데이터를 입력 받는 복수의 제2 신경망들을 이용하여, 상기 시계열 데이터에 대응하는 특징들을 생성하는 단계;

적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하는 단계; 및

상기 조합된 특징에 기초하여, 상기 적어도 하나의 출력 카테고리의 결과 데이터를 출력하는 단계

를 포함하는, 통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 조합하는 단계는

상기 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하기 위한 가중치 정보가 기 학습된 주의집중 레이어(attention layer)를 이용하여, 상기 생성된 특징들을 조합하는 단계

를 포함하는 통합 딥러닝 분석 방법

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 출력 카테고리는

설비 진단을 위한 제1 출력 카테고리;

설비 제어를 위한 제2 출력 카테고리; 및

변화 예측을 위한 제3 출력 카테고리

중 적어도 하나를 포함하는 통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 시계열 데이터는 다중 시계열 데이터를 포함하는,

통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들은 각각

합성곱 신경망(CNN), 그룹 합성곱 신경망, 및 순환 신경망(RNN) 중 적어도 하나를 포함하는,

통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 6

제 1항에 있어서,

상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들은 서로 동일한 유형의 신경망들을 포함하는,

통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 7

제 1항에 있어서,

상기 시계열 데이터는,

시간의 흐름에 따른 변화하는 변수 정보를 포함하는,

통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 시계열 데이터는 학습 시계열 데이터를 포함하고,

상기 통합 딥러닝 분석 방법은

상기 출력된 결과 데이터와 상기 학습 시계열 데이터에 태깅된 데이터의 차이에 기초하여, 상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들 중 적어도 일부를 학습하는 단계

를 더 포함하는, 통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 9

제2항에 있어서,

상기 시계열 데이터는 학습 시계열 데이터를 포함하고,

상기 통합 딥러닝 분석 방법은

상기 출력된 결과 데이터와 상기 학습 시계열 데이터에 태깅된 데이터의 차이에 기초하여, 상기 주의집중 레이어를 학습하는 단계

를 더 포함하는, 통합 딥러닝 분석 방법.

청구항 10

제1항에 있어서,

하드웨어와 결합되어 제1항 내지 제9항 중 어느 하나의 항의 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 11

시계열 데이터를 수신하는 수신부; 및

상기 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 주파수 데이터를 생성하고; 상기 시계열 데이터를 입력 받는 복수의 제1 신경망들 및 상기 주파수 데이터를 입력 받는 복수의 제2 신경망들을 이용하여, 상기 시계열 데이터에 대응하는 특징들을 생성하며; 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하고; 상기 조합된 특징에 기초하여, 상기 적어도 하나의 출력 카테고리의 결과 데이터를 출력하는 제어부

를 포함하는, 통합 딥러닝 분석 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 제1 신경망들의 선행 학습을 통하여 결정된 제1 파라미터들 및 상기 제2 신경망들의 선행 학습을 통하여 결정된 제2 파라미터들을 저장하는 저장부

를 더 포함하는, 통합 딥러닝 분석 장치.

청구항 13

제 11항에 있어서,

상기 제어부는

상기 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하기 위한 가중치 정보가 기 학습된 주의집중 레이어(attention layer)를 이용하여, 상기 생성된 특징들을 조합하는,

통합 딥러닝 분석 장치.

청구항 14

제 11항에 있어서,

상기 적어도 하나의 출력 카테고리는

설비 진단을 위한 제1 출력 카테고리;

설비 제어를 위한 제2 출력 카테고리; 및

변화 예측을 위한 제3 출력 카테고리

중 적어도 하나를 포함하는 통합 딥러닝 분석 장치.

청구항 15

제 11항에 있어서,

상기 시계열 데이터는 다중 시계열 데이터를 포함하는,

통합 딥러닝 분석 장치.

청구항 16

제 11항에 있어서,

상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들은 각각

합성곱 신경망(CNN), 그룹 합성곱 신경망, 및 순환 신경망(RNN) 중 적어도 하나를 포함하는,

통합 딥러닝 분석 장치.

청구항 17

제 11항에 있어서,

상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들은 서로 동일한 유형의 신경망들을 포함하는,

통합 딥러닝 분석 장치.

청구항 18

제 11항에 있어서,

상기 시계열 데이터는,

시간의 흐름에 따른 변화하는 변수 정보를 포함하는,

통합 딥러닝 분석 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 아래에서 설명할 실시예들은 시계열 데이터를 분석, 예측하기 위한 통합 딥러닝 시스템에 대한 것이다. 다양한 종류의 시계열 데이터를 각 데이터에 가장 적합한 딥러닝을 가능하게 하는 시스템이 개시된다.

배 경 기 술

[0003] 딥러닝(deep learning), 심층학습은 여러 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화(abstractions)를 시도하는 기계학습(machine learning) 알고리즘의 집합으로 정의되며, 큰 틀에서 사람의 사고방식을 컴퓨터에게 가르치는 기계학습의 한 분야일 수 있다.

[0004] 컴퓨터가 여러 데이터를 이용해 마치 사람처럼 스스로 학습할 수 있게 하기 위해 인공 신경망(ANN: artificial neural network)을 기반으로 구축한 한 기계 학습 기술일 수 있다. 딥러닝은 인간의 두뇌가 수많은 데이터 속에서 패턴을 발견한 뒤 사물을 구분하는 정보처리 방식을 모방해 컴퓨터가 사물을 분별하도록 기계를 학습시킬 수 있다. 딥러닝 기술을 적용하면 사람이 모든 판단 기준을 정해주지 않아도 컴퓨터가 스스로 인지, 추론, 판단할 수 있게 될 수 있다. 음성·이미지 인식과 사진 분석 등에 광범위하게 활용될 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 아래에서 설명할 실시예들은 다양한 시계열 데이터를 정확하게 예측하는 통합적인 딥러닝 기술을 제공하여 보다 정확하게 데이터를 예측하고자 한다.

[0007] 또한, 부드러운 시계열 데이터, 급격한 변화 패턴이 있는 시계열 데이터, 주기적인 변화를 갖는 시계열 데이터를 학습할 수 있도록 별도의 딥러닝 모델을 학습하고자 한다. 기존의 시계열 데이터를 선행학습 시켜서 새로운 학습데이터가 입력 되는 경우에도 적은 학습 데이터로 정확하게 분류하고 예측하는 기술을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0009] 일 측에 따른 통합 딥러닝 분석 방법은 시계열 데이터를 수신하는 단계; 상기 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 주파수 데이터를 생성하는 단계; 상기 시계열 데이터를 입력 받는 복수의 제1 신경망들 및 상기 주파수 데이터를 입력 받는 복수의 제2 신경망들을 이용하여, 상기 시계열 데이터에 대응하는 특징들을 생성하는 단계; 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하는 단계; 및 상기 조합된 특징에 기초하여, 상기 적어도 하나의 출력 카테고리의 결과 데이터를 출력하는 단계를 포함한다.

[0010] 상기 조합하는 단계는 상기 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하기 위한 가중치 정보가 기 학습된 주의집중 레이어(attention layer)를 이용하여, 상기 생성된 특징들을 조합하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 적어도 하나의 출력 카테고리는 설비 진단을 위한 제1 출력 카테고리; 설비 제어를 위한 제2 출력 카테고리; 및 변화 예측을 위한 제3 출력 카테고리 중 적어도 하나를 포함 할 수 있다.

[0012] 상기 시계열 데이터는 다중 시계열 데이터를 포함 할 수 있다.

[0013] 상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들은 각각 합성곱 신경망(CNN), 그룹 합성곱 신경망, 및 순환 신경망(RNN) 중 적어도 하나를 포함 할 수 있다.

[0014] 상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들은 서로 동일한 유형의 신경망들을 포함 할 수 있다.

[0015] 상기 시계열 데이터는 시간의 흐름에 따른 변화하는 변수 정보를 포함 할 수 있다.

[0016] 상기 시계열 데이터는 학습 시계열 데이터를 포함 할 수 있다. 상기 통합 딥러닝 분석 방법은 상기 출력된 결과 데이터와 상기 학습 시계열 데이터에 태깅된 데이터의 차이에 기초하여, 상기 제1 신경망들 및 상기 제2 신경망들 중 적어도 일부를 학습하는 단계를 더 포함 할 수 있다. 상기 통합 딥러닝 분석 방법은 상기 출력된 결과 데이터와 상기 학습 시계열 데이터에 태깅된 데이터의 차이에 기초하여, 상기 주의집중 레이어를 학습하는 단계를 더 포함 할 수 있다.

[0017] 일 측에 따른 통합 딥러닝 분석 장치는 시계열 데이터를 수신하는 수신부; 및 상기 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 주파수 데이터를 생성하고; 상기 시계열 데이터를 입력 받는 복수의 제1 신경망들 및 상기 주파수 데이터를 입력 받는 복수의 제2 신경망들을 이용하여, 상기 시계열 데이터에 대응하는 특징들을 생성하며; 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하고; 상기 조합된 특징에 기초하여, 상기 적어도 하나의 출력 카테고리의 결과 데이터를 출력하는 제어부를 포함한다.

[0018] 상기 통합 딥러닝 분석 장치는 상기 제1 신경망들의 선행 학습을 통하여 결정된 제1 파라미터들 및 상기 제2 신경망들의 선행 학습을 통하여 결정된 제2 파라미터들을 저장하는 저장부를 더 포함 할 수 있다.

[0019] 상기 제어부는 상기 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 상기 생성된 특징들을 조합하기 위한 가중치 정보가 기 학습된 주의집중 레이어(attention layer)를 이용하여, 상기 생성된 특징들을 조합 할 수 있다.

발명의 효과

[0021] 실시예들에 따른 통합 분석 딥러닝 시스템은 시계열 데이터의 특성이 각기 다른 경우에도, 하나의 통합 딥러닝 시스템을 통해 정확하게 예측가능 할 수 있다. 그룹 합성곱 신경망을 이용하여 다중 시계열 데이터의 경우에도 빠르고 정확한 예측을 할 수 있다.

[0022] 또한, 학습데이터가 부족한 경우에도 통합 딥러닝 시스템을 미리 학습 시켜 놓음으로써, 적은 학습 데이터로 정확하게 분류하고 예측 가능한 바, 수요처의 부담을 감소시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0024] 도 1은 일 실시예에 따른 시계열 데이터를 통합적으로 분석하는 딥러닝 모델을 도시한 도면

도 2는 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 장치를 도시한 도면.

도3은 일 실시예에 따른 역전파를 이용한 통합 딥러닝 방법을 도시한 도면.

도 4는 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 방법을 도시한 순서도.

도 5는 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 장치를 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0025] 이하에서, 첨부된 도면을 참조하여 실시예들을 상세하게 설명한다. 그러나, 실시예들에는 다양한 변경이 가해질 수 있어서 특허출원의 권리 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 실시예들에 대한 모든 변경, 균등물 내지 대체물이 권리 범위에 포함되는 것으로 이해되어야 한다.

[0026] 실시예에서 사용한 용어는 단지 설명을 목적으로 사용된 것으로, 한정하려는 의도로 해석되어서는 안 된다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0027] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 실시예가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0028] 또한, 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조부호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 실시예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 실시예의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.

[0029] 이하, 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0031] 딥러닝(deep learning), 심층학습은 여러 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화(abstractions)를 시도하는 기계학습(machine learning) 알고리즘의 집합으로 정의되며, 큰 틀에서 사람의 사고방식을 컴퓨터에게 가르치는 기계학습의 한 분야일 수 있다.

[0032] 컴퓨터가 여러 데이터를 이용해 마치 사람처럼 스스로 학습할 수 있게 하기 위해 인공 신경망(ANN: artificial neural network)을 기반으로 구축한 한 기계 학습 기술일 수 있다. 딥러닝은 인간의 두뇌가 수많은 데이터 속에서 패턴을 발견한 뒤 사물을 구분하는 정보처리 방식을 모방해 컴퓨터가 사물을 분별하도록 기계를 학습시킬 수 있다. 딥러닝 기술을 적용하면 사람이 모든 판단 기준을 정해주지 않아도 컴퓨터가 스스로 인지, 추론, 판단할 수 있게 될 수 있다. 음성·이미지 인식과 사진 분석 등에 광범위하게 활용될 수 있다

[0033] 기계학습은 기계가 방대한 샘플 데이터를 분석하고, 훈련 데이터를 반복하여, 규칙, 규정, 표현, 조건, 판단 기준 등을 스스로 추출한 후 데이터베이스에 축적해 학습할 수 있다. 인식 및 분석이 필요한 데이터가 입력된 경우, 기계는 축적된 데이터베이스를 근거로 데이터를 분석하고 식별하고 관계성을 생각하고 예측하며, 인간이 평소에 하는 '생각하는' 작업을 대체할 수 있다.

[0035] 신경망은 기계학습의 한 종류로, 인간의 뇌를 모방한 기술 일 수 있다. 신경망은 사물의 '특징값'을 추출하여, 인간과 비슷한 방법으로 학습을 할 수 있다. 예를 들어, 인간은 인간의 뇌가 지금까지의 경험을 통해 개인지 고양이인지를 판단하기 위한 '특징'을 학습해서 가지고 있고, 그것을 기반으로 몇 개의 이미지를 보고 '개'와 '고양이'로 분류할 수 있다.

[0036] 신경망에서는 대상을 식별하기 위해 인간이 제시한 규칙이 아니라 특징값을 산출할 수 있다. 특징값을 '개'라고 가르치면 개로 분류할 수 있다. 반복하면 기계 스스로가 특징값을 산출해 개로 분류할 정보가 늘어날 수 있다. 컴퓨터가 다루는 특징값은 벡터 형태의 수치일 수 있다. 특징들은 훈련을 통해 기계가 자동으로 학습하기 때문에 개발자는 기존과 같이 세세한 규칙을 정의해야 하는 업무에서 해방될 수 있다. 이미지를 입력하면 그

이미지의 특징값을 컴퓨터가 분석해 개의 특징값 내 범위와 일치할 경우 개라고 판단하고, 고양이의 특징값과 일치할 경우 고양이라고 판단해 분류할 수 있다. 개를 판단하는 특징값을 인간이 만들어서 제공한 것이 아니라 기계가 학습을 통해 스스로 계산할 수 있다.

[0037] 신경망은 입력층, 출력층, 및 중간층을 포함할 수 있다. 중간층은 은닉층이라 할 수 있다. 중간층이 있으면 처리를 담당하는 뉴런군의 층이 증가할 수 있다. 중간층에 다층 뉴런 층을 가지는 것을 심층 신경망이라 할 수 있다. 심층 신경망에서 이뤄지는 기계학습을 딥러닝이라 할 수 있다. 더 많은 데이터를 훈련시켜 처리하기 위해 중간층을 더욱 다층화시킬 수 있다. 중간층이 과다하게 다층화되면, 파라미터의 수가 너무 많아지고, 뉴런이 많고 복잡해져 아무 관계도 없던 결합이 늘어나 과적합(over-fitting)될 수 있다. 과적합으로 인해 성능이 저하될 수 있다. 합성곱 신경망(CNN: Convolution Neural Network)이 문제를 해결할 수 있다.

[0039] 합성곱 신경망은 최소한의 전처리(preprocess)를 사용하도록 설계된 다계층 퍼셉트론(multilayer perceptrons)의 한 종류이다. CNN은 하나 또는 여러 개의 합성곱 계층과 그 위에 올려진 일반적인 인공 신경망 계층들로 이루어져 있으며, 가중치와 통합 계층(pooling layer)들을 추가로 활용할 수 있다. CNN은 2차원 구조의 입력 데이터를 충분히 활용할 수 있다. 다른 딥러닝 구조들과 비교해서, CNN은 영상, 음성 분야 모두에서 좋은 성능을 보여줄 수 있다. CNN은 또한 표준 역전달을 통해 훈련될 수 있다. CNN은 다른 피드포워드 인공신경망 기법들보다 쉽게 훈련되는 편이고 적은 수의 매개변수를 사용한다는 이점이 있다

[0040] 일 실시예에 따른 합성곱 신경망은 이미지의 일부 영역을 분석하고, 그 영역의 창을 미끄러지듯 옮겨 다음 영역, 그리고 다음 영역으로 반복해 나갈 수 있다. 파악한 이미지 영역의 정보를 모든 뉴런으로 전파하지 않고, 관계성이 높은 뉴런에만 전파할 수 있다. 이를 통해 과적합 문제를 해결할 수 있다.

[0042] 시계열 데이터 분석에 높은 성능을 보이는 리커런트 신경망(RNN: Recurrent Neural Network)은 입력층, 중간층, 출력층을 포함할 수 있는데, 현재 중간층의 값이 다음 출력층의 계산에 영향을 줄 수 있다. 리커런트 신경망은 중간층의 노드가 방향을 가진 엣지로 연결돼 순환구조를 이루는(directed cycle) 인공신경망의 한 종류일 수 있다. 리커런트 신경망의 핵심은 노드간, 층간 최적 파라미터를 찾는 것일 수 있다. 리커런트 신경망을 양방향 리커런트 신경망으로 확장할 수 있다. 양방향 리커런트 신경망은 순서 데이터를 모델링할 때, 현재 순서 데이터가 전 데이터뿐만 아니라 후 데이터에 영향을 받을 수 있다. 단방향 리커런트 신경망이 전 데이터와 현재 데이터만 참조하는 것과는 달리, 양방향 리커런트 신경망은 전 데이터와 후 데이터 그리고 현재 데이터를 모두 참조할 수 있다.

[0044] 시계열 데이터는 시간의 경과와 함께 일정한 간격마다 관측 값이 기록되어 있는 데이터일 수 있다. 시계열 데이터 분석 기법은 금융, 군사, 제조 등 많은 분야에서 사용될 수 있다. 시계열 데이터를 정확하게 분석하는 것은 금융 예측, 제조 진단 등에 매우 중요할 수 있다. 예를 들어, 발전소의 대형 시스템에서 입력되는 신호를 정확하게 예측하면, 고장을 예측하고 정비주기를 정확하게 산정하여 사고의 위험을 줄일 뿐만 아니라, 정비의 비용을 현저하게 줄일 수 있다. 다중 시계열 데이터는 시간에 따라 변화하는 다수의 변수의 기록일 수 있다. 예를 들어 다중 시계열 데이터는 시간별 다수의 주식 가격, 시간별 다수의 환율의 변화를 포함할 수 있다. 시계열 데이터는 지속성이 있을 수 있다. 예를 들어, 사람들은 각 단어를 이전 단어들에 기반을 두어 이해할 수 있고, 이전 비디오 프레임들이 현재 프레임을 이해하는 데 영향을 미칠 수도 있다. 정적 데이터와 달리 시계열 데이터는 여러 특성이 있을 수 있다. 예를 들어, 시간의 경과에 따라 상대적으로 부드럽게 변화하는 시계열 데이터가 있을 수 있고, 급변하게 변하는(고주파) 시계열 데이터가 있을 수 있다. 또한, 특정 패턴을 반복하는 시계열 데이터가 있을 수 있다.

[0046] 딥러닝 기술의 발전으로 인해 정적인 데이터의 분석뿐만 아니라, 시계열 데이터도 분석 및 예측할 수 있다. 시계열 데이터를 딥러닝을 통해 신뢰성 높은 분석 및 예측 결과를 얻으려면 많은 양의 학습 데이터가 필요하다는 제약이 있을 수 있다. 현실적으로 많은 데이터를 구하기가 어렵거나 시간이 오래 걸릴 수 있다. 각각의 시계열 데이터에 따라 적합한 딥러닝 알고리즘이 다를 수 있다. 부적합한 딥러닝 알고리즘에 시계열 데이터를 입력한 경우, 원하는 결과를 얻기 어려울 수 있다. 시계열 데이터의 특성별로 적합한 딥러닝 알고리즘이 다르고, 학습 데이터가 부족한 경우가 많다는 문제가 있을 수 있다. 학습 데이터가 적은 경우에도, 시계열 데이터의 특

성에 관계없이 신뢰성 높은 결과를 출력할 수 있는 통합 딥러닝 모델이 필요할 수 있다.

[0048] 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 모델은 다양한 훈련용 시계열 데이터(혹은 학습 시계열 데이터)를 이용하여 선행 학습을 시킬 수 있다. 시계열 데이터뿐만 아니라, 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환한 주파수 데이터도 학습시킬 수 있다. 시계열 데이터의 주파수 측면에서 의미 있는 결과도 얻을 수 있다. 훈련용 시계열 데이터로, 공개된 시계열 데이터를 사용할 수 있다. 많은 데이터를 넣고 선행 학습을 시키면, 의미 있는 파라미터 값을 가지는 피쳐맵을 얻을 수 있다.

[0049] 일 실시예에 따르면, 의미 있는 피쳐맵이 작성된 이후, 분석 및 예측하고자 하는 새로운 시계열 데이터를 추가적으로 학습시킬 수 있다. 이미 어느 정도 의미 있는 피쳐맵이 완성된 후에 학습하기 때문에, 적은 양의 데이터를 가지고도 신뢰성 높은 결과를 얻을 수 있다.

[0050] 통합 딥러닝 모델은 복수개의 딥러닝 알고리즘을 포함한다. 시계열 데이터의 종류에 상관없이 알맞은 딥러닝 알고리즘을 적용할 수 있다.

[0052] 도 1은 일 실시예에 따른 시계열 데이터를 통합적으로 분석하는 딥러닝 모델을 도시한 도면이다.

[0053] 도 1을 참조하면, 일 실시예에 따른 시계열 데이터를 통합적으로 분석하는 딥러닝 모델은 통합 딥러닝 레이어(130), 퓨전 레이어(140), 및 출력 레이어(150)를 포함할 수 있다. 시계열 데이터(110)와 시계열 데이터를 주파수 변환한 주파수 데이터(120)가 통합 딥러닝 레이어(130)에 입력될 수 있다. 통합 딥러닝 레이어(130)는 복수개의 딥러닝 알고리즘이 적용된 복수개의 신경망들을 포함할 수 있다.

[0054] 입력 데이터가 통합 딥러닝 레이어(130)를 통과하면 시계열 데이터에 대응하는 복수개의 특징들이 생성될 수 있다. 생성된 특징들은 퓨전 레이어(140)로 입력될 수 있다. 퓨전 레이어(140)는 적어도 하나의 출력 카테고리에 대응하여 특징들을 조합할 수 있다. 출력 카테고리는 설비 진단을 위한 제1 출력 카테고리, 설비 제어를 위한 제2 출력 카테고리, 변화 예측을 위한 제3 출력 카테고리, 및 이들의 다양한 조합 등을 포함할 수 있다.

[0055] 통합 딥러닝 분석 모델은 특정 서비스에 대한 결과를 출력할 수 있다. 예를 들어, 딥러닝 알고리즘의 정량적인 출력 값을 물의 수위 예측, 음성 인식, 주가 예측, 고장의 설비 진단 및 고장 예측에 대한 구체적인 분석 및 예측에 대한 결과로 출력할 수 있다.

[0056] 일 예로, 통합 딥러닝 레이어(130)에 포함된 다양한 신경망들 중 특정 카테고리의 출력 정보를 도출하는데 기여도가 높은 신경망이 기여도가 낮은 신경망에 비하여 더 높은 가중치를 가지도록 퓨전 레이어(140)가 기 학습될 수 있다. 퓨전 레이어(140)는 통합 딥러닝 레이어(130)에 포함된 복수의 신경망들 중 어느 신경망에 더 높은 주의를 기울여야 하는지 여부를 결정한다는 측면에서, 주의집중 레이어(attention layer)라고 지칭될 수 있다. 퓨전 레이어(140) 및 통합 딥러닝 레이어(130)를 학습하는 학습 페이즈의 동작은 도 3을 통하여 후술한다.

[0057] 통합 딥러닝 레이어에 포함된 신경망들은 합성곱 신경망(CNN), 그룹 합성곱 신경망, 순환 신경망, 및 이들의 다양한 조합 등을 포함할 수 있다.

[0058] 정적 데이터와 달리 시계열 데이터는 여러 특성이 있을 수 있다. 예를 들어, 시간의 경과에 따라 상대적으로 부드럽게 변화하는 시계열 데이터가 있을 수 있고, 급변하게 변하는(고주파) 시계열 데이터가 있을 수 있다. 예를 들어, 부드럽게 변하는 시계열 데이터는 시간에 따른 국제 유가 혹은 주가일 수 있다. 급변하게 변하는 시계열 데이터는 진동이 있는 음성이 있을 수 있다. 또한, 특정 패턴을 반복하는 시계열 데이터가 있을 수 있다. 예를 들어, 뇌파 데이터는 특정 패턴들을 반복할 수 있다. 상기 특성에 따라 각각의 시계열 데이터에 적합한 딥러닝 알고리즘이 다를 수 있다.

[0059] 예를 들어, 시간의 경과에 따라 상대적으로 부드럽게 변화하는 시계열 데이터는 장단기 메모리 순환 신경망을 포함하는 순환 신경망이 적합하게 사용될 수 있다. 급변하게 변하는 시계열 데이터는 주파수 도메인으로 변환시켜 이미지 형식으로 표현될 수 있어, 합성곱 신경망 혹은 그룹 합성곱 신경망이 적합할 수 있다. 정 패턴을 반복하는 시계열 데이터는 합성곱 신경망(CNN) 혹은 그룹 합성곱 신경망이 적합할 수 있다.

[0060] 한 종류의 딥러닝 알고리즘으로 구성된 모델의 경우, 한 가지 특성의 시계열 데이터만 학습할 수 있다. 다른 특성의 시계열 데이터를 이용하는 경우 신뢰성 높은 결과를 얻지 못할 수 있다. 예를 들어, 합성곱 신경망만 존재하는 모델의 경우, 뇌파 데이터의 분석에 있어서 원하는 결과를 얻을 수 있지만, 시간에 따른 국제 유가 분

석 및 예측에 있어서 원하는 결과를 얻지 못할 수 있다.

[0061] 일 실시예에 다른 통합 딥러닝 모델을 사용하는 경우, 각 시계열 데이터에 적합한 딥러닝 알고리즘을 통해 학습할 수 있다. 특히, 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 시간 도메인뿐만 아니라 주파수 도메인 차원에서 학습을 통해 분석 및 예측을 할 수 있다.

[0063] 도 2는 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 장치를 도시한 도면이다.

[0064] 도 2를 참조하면, 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 장치는 RNN1(231), RNN2(232), CNN1(233), 및 CNN2(234)를 포함할 수 있다. RNN1(231), RNN2(232), CNN1(233), 및 CNN2(234)는 도 1의 통합 딥러닝 레이어(130)에 대응할 수 있다.

[0065] 시계열 데이터(210)는 RNN1(231)과 CNN1(233)에 입력될 수 있다. 시계열 데이터를 주파수 변환한 주파수 데이터(220)는 RNN2(232)와 CNN2(234)에 입력될 수 있다. 도 2의 실시예에 따른 구조를 통하여, 통합 딥러닝 모델은 시계열 데이터(210)뿐만 아니라 주파수 데이터(220)를 학습시킬 수 있어 다양한 데이터를 정확하게 분석할 수 있다.

[0066] 통합 딥러닝 장치는 FCL(240)을 포함한다. FCL(240)은 도 1의 퓨전 레이어(140)에 대응할 수 있다. 또한, 통합 딥러닝 장치는 설비 진단을 위한 제1 출력 레이어(251), 설비 제어를 위한 제2 출력 레이어(252), 및 변화 예측을 위한 제3 출력 레이어(253)를 포함할 수 있다. 제1 출력 레이어(251), 설비 제어를 위한 제2 출력 레이어(252), 및 변화 예측을 위한 제3 출력 레이어(253)는 도 1의 출력 레이어(150)에 대응할 수 있다.

[0068] 도 3은 일 실시예에 따른 역전파를 이용한 통합 딥러닝 방법을 도시한 도면이다.

[0069] 도 3을 참조하면, 통합 딥러닝 모델은 통합 립러닝 레이어(330), 퓨전 레이어(340), 및 출력 레이어(350)를 포함한다. 통합 립러닝 레이어(330), 퓨전 레이어(340), 및 출력 레이어(350)는 도 1의 통합 립러닝 레이어(130), 퓨전 레이어(140), 및 출력 레이어(150)에 그대로 대응하므로, 보다 상세한 설명은 생략한다.

[0070] 학습 페이즈에서, 시계열 데이터(310)는 레이블(370)이 태깅되어 수신될 수 있다. 레이블(370)은 출력 레이어(350)에서 출력되는 결과 데이터가 지향하는 정답(ground truth)으로 활용될 수 있다. 예를 들어, 현재 상태에서 통합 딥러닝 레이어(330), 및 퓨전 레이어(340)의 파라미터에 기초하여, 시계열 데이터(310) 및 주파수 데이터(320)로부터 결과 데이터가 출력될 수 있다. 파라미터는 신경망에 포함된 노드들 사이를 연결하는 시냅스의 가중치 등을 포함할 수 있다.

[0071] 출력된 결과 데이터는 레이블(370)과 비교됨으로써 로스(360)가 생성될 수 있다. 생성된 로스에 기초하여, 역전파 학습 기법을 통하여 퓨전 레이어(340) 및 통합 딥러닝 레이어(330)가 학습될 수 있다. 경우에 따라, 출력 레이어(350)도 함께 학습될 수 있다. 학습을 통하여 신경망에 포함된 노드들 사이를 연결하는 시냅스의 가중치 등이 갱신될 수 있다.

[0073] 도 4는 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 방법을 도시한 순서도이다.

[0074] 도 4를 참조하면, 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 방법은 선행 학습시키는 단계와, 선행 학습된 결과를 이용하여 실제로 이용하고자 하는 시계열 데이터 학습을 통한 분석 및 예측하는 단계를 포함한다. 시계열 데이터는 시간의 흐름에 따른 물의 수위, 음성, 센서, 매출, 주식, 금리 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 시계열 데이터는 다중 시계열 데이터를 포함할 수 있다.

[0075] 딥러닝을 통해 신뢰성 높은 결과를 얻기 위해서는, 많은 양의 데이터를 이용하여 학습하여야 한다. 많은 양의 데이터를 학습시키려면 오랜 시간이 걸리 수 있다. 모든 사람이 충분한 양의 데이터를 가지고 있지 않을 수 있고, 좀 더 짧은 시간에 결과를 얻고자 할 수 있다. 딥러닝 알고리즘을 선행학습 시켜, 의미 있는 피처맵을 생성할 수 있다면, 적은 양의 데이터를 가지고 보다 짧은 시간에 신뢰성 높은 결과를 얻을 수 있다. 실제로 이용하고자 하는 시계열 데이터를 학습시키기 전에, 훈련용 데이터를 이용하여 선행학습 시킬 수 있다. 훈련용 데이터는 이미 공개되어 공중이 이용 가능한 공개 데이터일 수 있다.

[0076] 선행 학습시키는 단계는 학습 시계열 데이터를 수신하는 단계(400), 학습 시계열 데이터를 이용하여 학습 주파

수 데이터를 생성하는 단계(410), 및 학습 시계열 데이터와 학습 주파수 데이터를 이용하여 피처맵을 생성하는 단계(420)를 포함한다. 학습 주파수 데이터는 학습 시계열 데이터를 푸리에 변환(Fourier transform) 하여 얻을 수 있다.

[0077] 선행 학습된 결과를 이용하여 실제로 이용하고자 하는 새로운 시계열 데이터 학습을 통한 분석 및 예측하는 단계는 시계열 데이터를 수신하는 단계(430), 수신한 시계열 데이터를 이용하여 주파수 데이터를 생성하는 단계(440), 학습된 피처맵 데이터와 시계열 데이터 및 주파수 데이터를 상기 통합 딥러닝 장치의 입력으로 이용하여 특징들을 출력하는 단계(450)를 포함한다.

[0078] 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 방법은 특징들을 입력으로 받아 미리 정해진 가중치에 기초하여 상기 시계열 데이터 특성에 대응되는 조합된 특징을 출력하는 단계 (460)를 더 포함할 수 있다. 복수개의 딥러닝 알고리즘을 통과한 복수개의 출력 형태인 특징들을 미리 정해진 가중치에 기초하여 하나의 결과 형태인 조합된 특징으로 출력할 수 있다. 조합된 특징을 생성하기 위한 가중치는 입력 받은 시계열 데이터 특성에 대응되도록 결정될 수 있다. 예를 들어, 시간 흐름에 따른 주가 데이터가 입력된 경우, 합성곱 신경망, 순환 신경망을 포함한 복수개의 딥러닝 알고리즘을 통과하여 복수개의 특징들을 출력할 수 있다. 복수개의 특징들 중, 시간 흐름에 따른 주가 데이터 특성에 대응되는 순환 신경망을 통과한 특징들에 큰 가중치를 주고, 그렇지 못한 합성곱 신경망에 적은 가중치를 주어 계산된 하나의 조합된 특징을 생성할 수 있다.

[0080] 도 5는 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 장치를 도시한 도면이다.

[0081] 도 5를 참조하면, 통합 딥러닝 분석 장치는 수신부(510), 주파수 변화기(520), 딥러닝 알고리즘 저장소(530), 피처맵 저장소(540)를 포함한다.

[0082] 수신부(510)는 시계열 데이터 및 공개된 시계열 데이터를 수신할 수 있다. 먼저 공개된 시계열 데이터를 수신하여 선행학습 하고, 선행학습 후 실제로 이용하고자 하는 시계열 데이터를 수신할 수 있다.

[0083] 주파수 변환기(510)는 시계열 데이터 및 공개된 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환하여 주파수 데이터 및 공개된 주파수 데이터를 생성할 수 있다. 주파수 변환기(520)는 푸리에 변환을 통해 시계열 데이터를 주파수 도메인으로 변환할 수 있다.

[0084] 딥러닝 알고리즘 저장소(530)는 복수 개의 딥러닝 알고리즘을 포함하는 통합 딥러닝 장치를 저장할 수 있다. 딥러닝 알고리즘을 통해 공개된 시계열 데이터 및 공개된 주파수 데이터를 선행학습 할 수 있다. 선행핵습 후 실제로 이용하고자 하는 시계열 데이터 및 주파수 데이터를 입력시킬 수 있다.

[0085] 피처맵 저장소(540)는 공개된 시계열 데이터 및 공개된 주파수 데이터를 통합 딥러닝 장치에 입력하는 반복적인 작업을 통해 얻어진 학습된 피처맵을 저장할 수 있다. 통합 딥러닝 장치는, 학습된 피처맵 데이터와 시계열 데이터 및 주파수 데이터를 입력으로 이용하여 특징들을 출력할 수 있다.

[0086] 일 실시예에 따른 통합 딥러닝 분석 장치는 특징들을 입력으로 받아 미리 정해진 가중치에 기초하여 상기 시계열 데이터 특성에 대응되는 조합된 특징을 출력하는 퓨전 레이어 저장소를 더 포함할 수 있다. 조합된 특징을 입력으로 받아 미리 정해진 딥러닝 알고리즘을 이용하여 진단, 설비 제어, 변화 예측 중 적어도 하나를 포함하는 결과로 출력해주는 출력 딥러닝 알고리즘 저장소를 더 포함할 수 있다. 특정 서비스는 진단, 설비 제어, 변화 예측 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 예를 들어, 딥러닝 알고리즘의 정량적인 출력 값을 물의 수위 예측, 음성 인식, 주가 예측, 고장의 설비 진단 및 고장 예측에 대한 구체적인 분석 및 예측에 대한 결과로 출력할 수 있다.

[0088] 실시예에 따른 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 실시예를 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. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

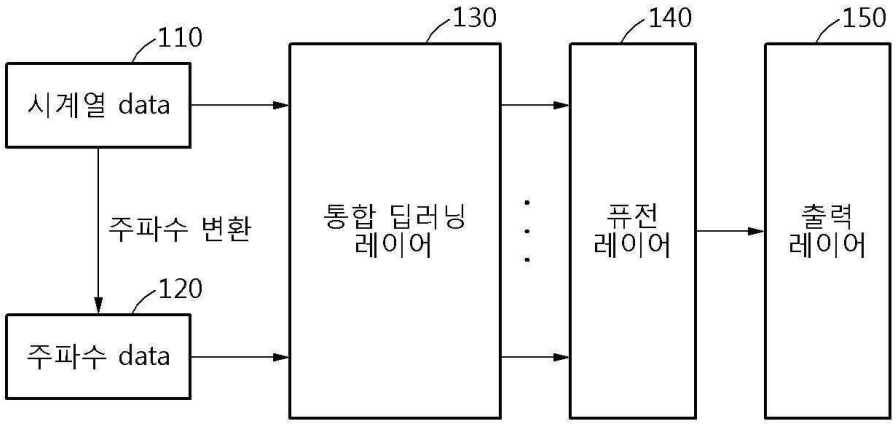
[0089] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0090] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

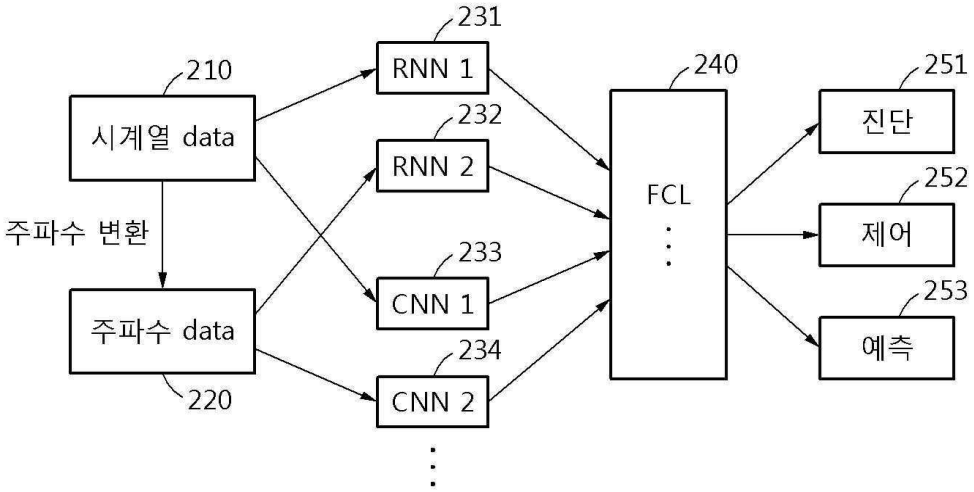
[0091] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 청구범위의 범위에 속한다.

도면

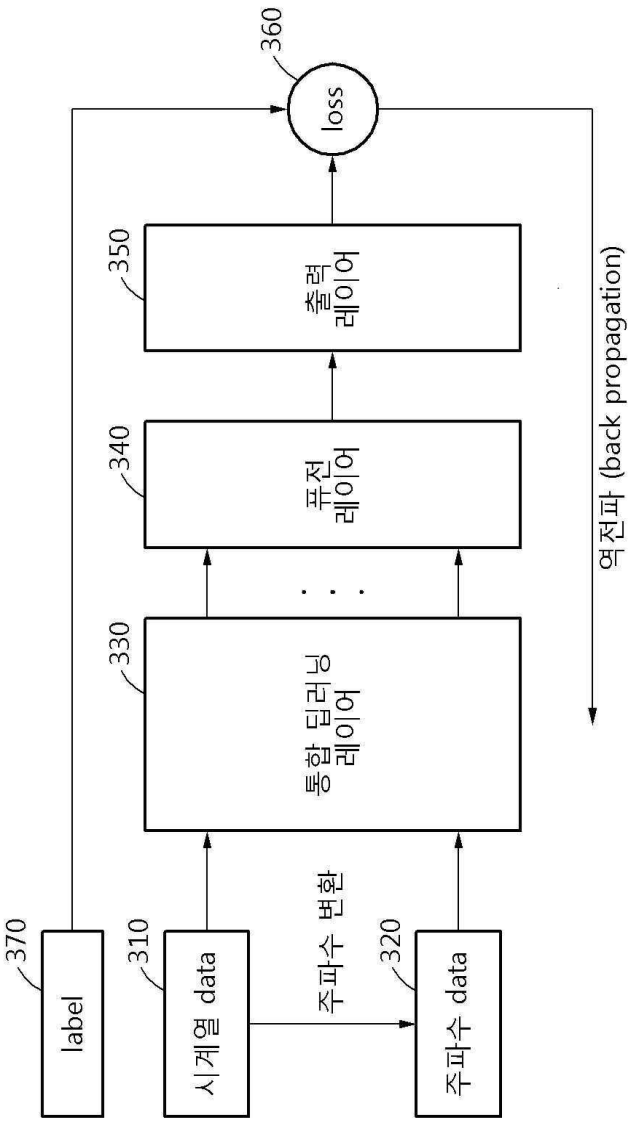
도면1



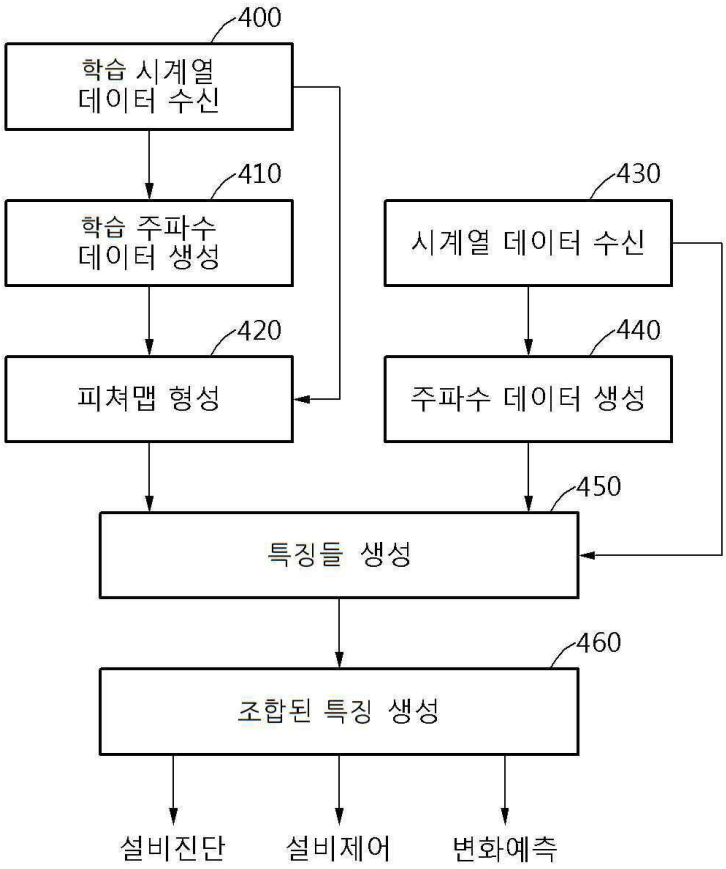
도면2


231
RNN 1
210
시계열 data
232
RNN 2
240
251
진단
FCL
252
제어
주파수 변환
233
CNN 1
253
예측
주파수 data
234
CNN 2
220

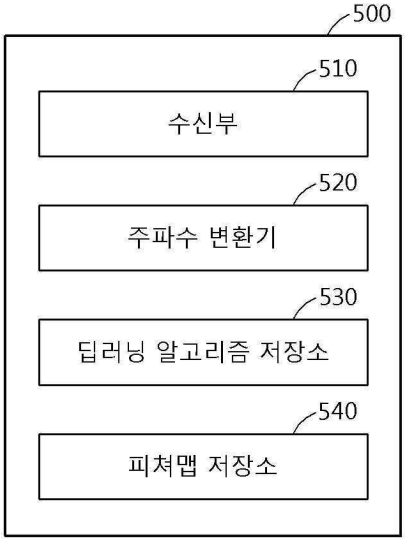
도면3


360
loss
350
출력 레이어
340
퓨전 레이어
330
통합 딥러닝 레이어
역전파 (back propagation)
370
label
310
시계열 data
주파수 변환
320
주파수 data

도면4


400
학습 시계열 데이터 수신
410
학습 주파수 데이터 생성
420
피쳐맵 형성
430
시계열 데이터 수신
440
주파수 데이터 생성
450
특징들 생성
460
조합된 특징 생성
설비진단
설비제어
변화예측

도면5


500
510
수신부
520
주파수 변환기
530
딥러닝 알고리즘 저장소
540
피쳐맵 저장소