



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년08월12일  
(11) 등록번호 10-2289396  
(24) 등록일자 2021년08월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06Q 10/04 (2012.01) G06N 20/00 (2019.01)  
G06N 3/08 (2006.01) G06Q 10/06 (2012.01)  
(52) CPC특허분류  
G06Q 10/04 (2013.01)  
G06N 20/00 (2021.08)  
(21) 출원번호 10-2019-0146533  
(22) 출원일자 2019년11월15일  
심사청구일자 2019년11월15일  
(65) 공개번호 10-2021-0059289  
(43) 공개일자 2021년05월25일  
(56) 선행기술조사문헌  
KR101966557 B1\*  
KR1020190000975 A\*  
KR1020190069696 A\*  
\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자  
세종대학교산학협력단  
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)  
(72) 발명자  
유성준  
서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호(군자동)  
구영현  
서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호(군자동)  
(74) 대리인  
양성보  
(뒷면에 계속)

전체 청구항 수 : 총 2 항

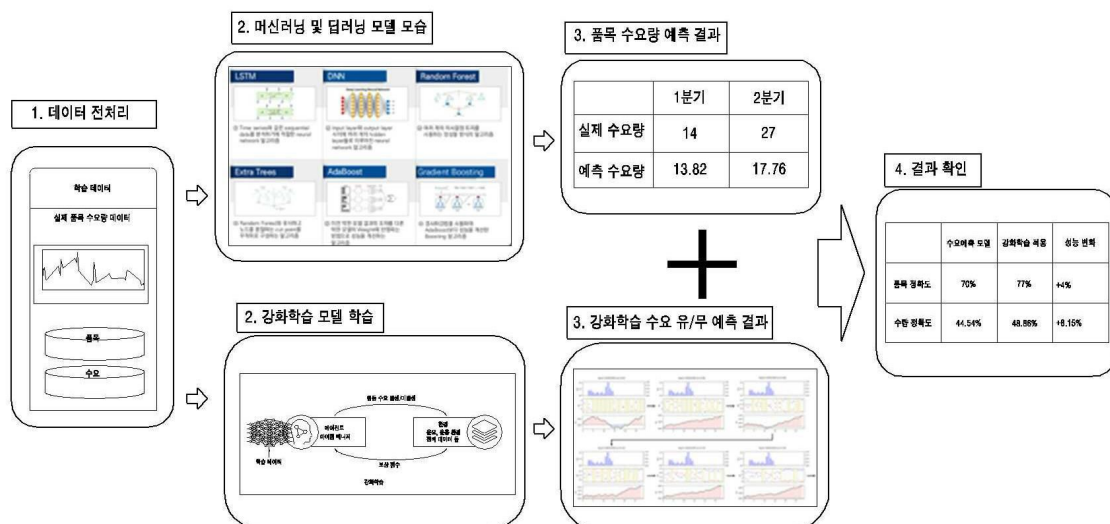
심사관 : 박성웅

(54) 발명의 명칭 군장비 수리부속 품목 수요예측의 고도화를 위한 강화학습 적용

(57) 요약

군장비 수리부속 품목 수요예측의 고도화를 위한 강화학습 적용 기술이 개시된다. 일 실시예에 따른 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법은, 군장비 수리부속 품목의 수요예측을 위한 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델을 구성하는 단계; 상기 구성된 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델에 품목 데이터를 학습시킴에 따라 각각의 예측 결과 데이터를 획득하는 단계; 및 상기 획득된 각각의 예측 결과 데이터를 통하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도



(52) CPC특허분류

**G06N 3/08** (2013.01)

**G06Q 10/06375** (2013.01)

(72) 발명자

**정다운**

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호  
(군자동)

**정원희**

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호  
(군자동)

**임혜진**

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호  
(군자동)

**강아영**

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호  
(군자동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711080946(세부과제번호: 2017-0-00453-003)

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기술진흥센터

연구사업명 ICT융합산업원천기술개발(R&D)

연구과제명 머신러닝 기반 군 전력장비 수리부속/정비수요 예측시스템 기술 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 (주)위세아이텍

연구기간 2019.01.01 ~ 2019.12.31

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법에 있어서,

군장비 수리부속 품목의 수요예측을 위한 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델을 구성하는 단계;

상기 구성된 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델에 수요 패턴에 따라 클러스터링을 통해 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 학습시킴에 따라 각각의 예측 결과 데이터를 획득하는 단계; 및

상기 획득된 각각의 예측 결과 데이터를 통하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 단계

를 포함하고,

상기 학습 모델을 구성하는 단계는,

상기 군장비 수리부속 품목의 수요량을 예측하기 위한 머신러닝 및 딥러닝 모델을 구성하고, 상기 군장비 수리부속 품목의 수요 여부를 예측하기 위한 강화학습 모델을 구성하는 단계

를 포함하고,

상기 머신러닝 및 딥러닝 모델은, RF(Random Forest), GB(Gradient Boosting), Extra Trees, AdaBoost, Bagging, DNN(Deep Neural Network), LSTM(Long Short Term Memory)을 포함하고,

상기 각각의 예측 결과를 획득하는 단계는,

품목들에 대하여 K-means 알고리즘을 사용하여 복수 개의 수요 패턴으로 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하고, 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터의 값을 전처리하는 과정을 진행하며, 품목 데이터의 이상 값을 제거하고 품목 데이터 간 수요량을 표준화하기 위하여 min-max scaling을 적용하여 품목 데이터의 수요 데이터를 0 내지 1 사이의 값을 표준화하고, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터의 수요량을 예측한 결과 데이터를 획득하고, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 강화학습 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터에 대한 수요의 발생 여부를 예측한 결과 데이터를 획득하는 단계

를 포함하고,

상기 예측하는 단계는,

상기 획득된 각각의 결과 데이터를 합산하여 군장비 수리부속 품목 수요량을 산출하고, 상기 강화학습 모델을 학습시킴에 따라 획득된 결과 데이터 중 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터에 대하여 상기 머신러닝 및 딥러닝 모델의 결과 데이터에서 상기 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터를 0으로 나타내며 산출 정확도를 측정하는 산출 대상에서 제외해 군장비 수리부속 품목 수요의 예측 정확도 및 품목 예측 수요량을 산출하는 단계

를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

#### 청구항 2

삭제

#### 청구항 3

삭제

#### 청구항 4

삭제

**청구항 5**

삭제

**청구항 6**

군장비 수리부속 품목 수요를 예측하기 위한 예측 시스템에 있어서,

군장비 수리부속 품목의 수요예측을 위한 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델을 구성하는 모델 구성부;

상기 구성된 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델에 수요 패턴에 따라 클러스터링을 통해 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 학습시킴에 따라 각각의 예측 결과 데이터를 획득하는 획득부; 및

상기 획득된 각각의 예측 결과 데이터를 통하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 예측부

를 포함하고,

상기 모델 구성부는,

상기 군장비 수리부속 품목의 수요량을 예측하기 위한 머신러닝 및 딥러닝 모델을 구성하고, 상기 군장비 수리부속 품목의 수요 여부를 예측하기 위한 강화학습 모델을 구성하는 것을 포함하고,

상기 머신러닝 및 딥러닝 모델은, RF(Random Forest), GB(Gradient Boosting), Extra Trees, AdaBoost, Bagging, DNN(Deep Neural Network), LSTM(Long Short Term Memory)을 포함하고,

상기 획득부는,

품목들에 대하여 K-means 알고리즘을 사용하여 복수 개의 수요 패턴으로 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하고, 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터의 값을 전처리하는 과정을 진행하며, 품목 데이터의 이상 값을 제거하고 품목 데이터 간 수요량을 표준화하기 위하여 min-max scaling을 적용하여 품목 데이터의 수요 데이터를 0 내지 1 사이의 값을 표준화하고, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터의 수요량을 예측한 결과 데이터를 획득하고, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 강화학습 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터에 대한 수요의 발생 여부를 예측한 결과 데이터를 획득하는 것을 포함하고,

상기 예측부는,

상기 획득된 각각의 결과 데이터를 합산하여 군장비 수리부속 품목 수요량을 산출하고, 상기 강화학습 모델을 학습시킴에 따라 획득된 결과 데이터 중 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터에 대하여 상기 머신러닝 및 딥러닝 모델의 결과 데이터에서 상기 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터를 0으로 나타내며 산출 정확도를 측정하는 산출 대상에서 제외해 군장비 수리부속 품목 수요의 예측 정확도 및 품목 예측 수요량을 산출하는

예측 시스템.

**청구항 7**

삭제

**청구항 8**

삭제

**청구항 9**

삭제

**청구항 10**

삭제

**발명의 설명**

## 기술 분야

[0001] 아래의 설명은 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 방법 및 시스템에 관한 것이다.

## 배경 기술

[0003]수요예측의 정확도에 따라 생산관리의 모든 문제(설비, 투자, 관리)의 성과가 결정되기 때문에 수요예측의 정확도를 올리는 것은 중요하다. 그러나 현실적으로 정확한 수요예측은 어렵다. 최근 수요예측을 위한 한 방법으로 머신러닝 및 딥러닝 연구가 진행되고 있다. 그러나 머신러닝 및 딥러닝을 통한 수요예측은 수요가 미발생 했을 경우에도 발생을 했다고 예측하는 경우가 있기 때문에 낮은 정확도를 보이는 문제점이 있다.

[0004]기존 군장비 수리부속 품목 수요예측은 군, 민간기업 등에서 많은 시도가 있었고 연구되고 있다. 그러나 정확도가 낮아서 품목 수요산정을 할 때 실제로 사용하기엔 어려운 실정이다. 품목 수요산정을 할 때 오차가 크면 재정에 큰 손실을 줄 수 있기 때문에 정확도를 높여 오차를 줄이는 것이 중요하다. 하지만 품목 수요가 일정한 간격으로 발생하는 것이 아닌 불규칙하고 다양한 간격으로 수요가 발생하기 때문에 품목 수요산정의 정확도를 향상시킬 수 있는 기술이 요구된다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0006]강화학습과 머신러닝/딥러닝을 적용하여 군장비 수리부속 품목 수요를 예측하는 방법 및 시스템을 제공할 수 있다. 구체적으로, 강화학습 모델을 통하여 품목 데이터를 학습시킴에 따라 획득된 수요가 발생 또는 미발생할 것인지 예측한 결과와 머신러닝 및 딥러닝 모델을 통하여 품목 데이터를 학습시킴에 따라 획득된 수요량을 예측한 결과를 합산하여 군장비 수리부속 품목 수요를 예측하는 방법 및 시스템을 제공할 수 있다.

### 과제의 해결 수단

[0008]군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법은, 군장비 수리부속 품목의 수요예측을 위한 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델을 구성하는 단계; 상기 구성된 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델에 품목 데이터를 학습시킴에 따라 각각의 예측 결과 데이터를 획득하는 단계; 및 상기 획득된 각각의 예측 결과 데이터를 통하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0009]상기 학습 모델을 구성하는 단계는, 상기 군장비 수리부속 품목의 수요량을 예측하기 위한 머신러닝 및 딥러닝 모델을 구성하고, 상기 군장비 수리부속 품목의 수요 여부를 예측하기 위한 강화학습 모델을 구성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0010]상기 각각의 예측 결과를 획득하는 단계는, 상기 딥러닝 모델에 학습시키기 위한 품목 데이터의 값을 전처리하는 과정을 진행하며, 품목 데이터의 이상값을 제거하고 품목 데이터 간 수요량을 표준화하기 위하여 min-max scaling을 적용하여 품목 데이터의 수요 데이터를 0 내지 1 사이의 값을 표준화하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011]상기 각각의 예측 결과를 획득하는 단계는, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터의 수요량을 예측한 결과 데이터를 획득하고, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 강화학습 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터에 대한 수요의 발생 여부를 예측한 결과 데이터를 획득하는 단계를 포함하고, 상기 예측하는 단계는, 상기 획득된 각각의 결과 데이터를 합산하여 군장비 수리부속 품목 수요량을 산출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012]상기 예측하는 단계는, 상기 강화학습 모델을 학습시킴에 따라 획득된 결과 데이터 중 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터에 대하여 상기 머신러닝 및 딥러닝 모델의 결과 데이터에서 상기 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터를 0으로 산출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013]군장비 수리부속 품목 수요를 예측하기 위한 예측 시스템은, 군장비 수리부속 품목의 수요예측을 위한 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델을 구성하는 모델 구성부; 상기 구성된 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델에 품목 데이터를 학습시킴에 따라 각각의 예측 결과 데이터를 획득하는 획득부; 및 상기 획득된 각각의 예측 결과 데이터를 통하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 예측부를 포함할 수 있다.

[0014]상기 모델 구성부는, 상기 군장비 수리부속 품목의 수요량을 예측하기 위한 머신러닝 및 딥러닝 모델을 구성하

고, 상기 군장비 수리부속 품목의 수요 여부를 예측하기 위한 강화학습 모델을 구성할 수 있다.

[0015] 상기 획득부는, 상기 딥러닝 모델에 학습시키기 위한 품목 데이터의 값을 전처리하는 과정을 진행하며, 품목 데이터의 이상값을 제거하고 품목 데이터 간 수요량을 표준화하기 위하여 min-max scaling을 적용하여 품목 데이터의 수요 데이터를 0 내지 1 사이의 값을 표준화할 수 있다.

[0016] 상기 획득부는, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터의 수요량을 예측한 결과 데이터를 획득하고, 상기 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 강화학습 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터에 대한 수요의 발생 여부를 예측한 결과 데이터를 획득하는 것을 포함하고, 상기 예측부는, 상기 획득된 각각의 결과 데이터를 합산하여 군장비 수리부속 품목 수요량을 산출할 수 있다.

[0017] 상기 예측부는, 상기 강화학습 모델을 학습시킴에 따라 획득된 결과 데이터 중 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터에 대하여 상기 머신러닝 및 딥러닝 모델의 결과 데이터에서 상기 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터를 0으로 산출할 수 있다.

### 발명의 효과

[0019] 일 실시예에 따른 예측 시스템은 품목 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모델과 강화학습 모델 각각에 학습시키고, 학습된 결과 데이터를 결합하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측함으로써 군장비 수리부속 품목 수요예측의 정확도를 향상시킬 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0021] 도 1은 일 실시예에 따른 예측 시스템의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 2는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 학습 데이터를 정규화하는 것을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 머신러닝 및 딥러닝 수요예측 모델의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 랜덤 포레스트를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 5는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 Gradient Boosting를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 6은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 Deep Neural Network 를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 7은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 강화학습 수요예측 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 8은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 강화학습을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 9는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 군장비 수리부속 품목의 예측 결과를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 10은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 군장비 수리부속 품목의 예측 결과를 비교한 표를 나타낸 도면이다.
- 도 11은 일 실시예에 따른 예측 시스템의 구성을 설명하기 위한 블록도이다.
- 도 12는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 군장비 수리부속 품목을 예측하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0022] 이하, 실시예를 첨부한 도면을 참조하여 상세히 설명한다.
- [0024] 도 1은 일 실시예에 따른 예측 시스템의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- [0025] 예측 시스템은 데이터 전처리 과정, 수요예측을 위한 학습 모델로서 머신러닝 및 딥러닝을 통한 수요예측 과정, 강화학습을 통한 수요예측 과정, 예측을 수행한 결과를 합산하여 최종 결과를 도출하는 과정을 포함할 수 있다.
- [0026] 전처리 과정에서, 예측 시스템은 0~10000 사이의 서로 수치가 다른 데이터의 값을 정규화하고 이상값을 찾아 제거하는 작업을 수행할 수 있다. 전처리 과정을 통하여 데이터가 정제될 수 있고, 상기 데이터가 학습 데이터로 사용될 수 있다. 도 2를 참고하면, 학습 데이터를 정규화하는 것을 설명하기 위한 도면이다. 모든 품목 데이터의 값이 상이하기 때문에 예측에 어려움이 있다. 예측 시스템은 품목 데이터의 값을 전처리하는 과정을 진행할 수 있다. 구체적으로, 예측 시스템은 품목 데이터의 이상값을 제거한 후 품목 간 수요량을 표준화하기 위해



min-max scaling을 적용할 수 있다. 이때, min-max scaling이란 값을 0에서 1사이로 표준화하는 작업을 의미한다. 예측 시스템은 품목 데이터의 수요를 0에서 1 사이의 값으로 표준화한 후, 표준화된 값을 머신러닝 및 딥러닝 모듈, 강화학습 모듈에 적용할 수 있다.

[0027] 일례로, 예측 시스템은 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성할 수 있다. 예측 시스템은 클러스터링 결과를 바탕으로 품목을 그룹핑할 수 있고, 복수 개의 수요패턴 별 학습 모델을 생성하기 위하여 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링함에 따라 적어도 하나 이상의 클러스터를 생성할 수 있다. 이때, 클러스터는 수요패턴에 기초하여 클러스터링되어 생성될 수 있다. 예를 들면, 예측 시스템은 모든 품목 데이터를 K-means 알고리즘을 사용하여 복수 개의 수요패턴으로 클러스터링하여 각각의 수요패턴에 포함되는 품목 데이터를 하나로 결합할 수 있다. 예측 시스템은 클러스터링을 수행함에 따라 획득된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터의 이상값을 제거할 수 있다. 또는, 예측 시스템은 예측 시스템은 품목 데이터의 이상값을 제거한 후, 클러스터링을 수행할 수도 있다. 예측 시스템은 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 0 내지 1 사이의 값으로 정규화하고, 정규화된 각각의 데이터들을 통합할 수 있다. 예측 시스템은 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습함에 따라 수요패턴과 관련된 군장비 수리부속 품목 데이터를 예측할 수 있다.

[0028] 수요예측 과정에서, 예측 시스템은 전처리된 데이터를 사용하여 머신러닝 및 딥러닝 모듈에 학습시킴에 따라 획득된 수요 패턴에 맞는 품목 데이터를 예측할 수 있다. 또한, 예측 시스템은 전처리된 데이터를 강화학습 모듈에 학습시킴에 따라 데이터에 대한 수요의 발생 또는 미발생을 예측할 수 있다. 도 3을 참고하면, 머신러닝 및 딥러닝 수요예측 모델의 동작을 설명하기 위한 도면이다. 예측 시스템은 전처리된 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모듈을 통해 학습할 수 있다. 예측 시스템은 머신러닝 및 딥러닝 모듈로 품목 데이터의 수량 값을 예측할 수 있다. 예를 들면, 예측 시스템은 머신러닝 알고리즘으로 RF(Random Forest), GB(Gradient Boosting), Extra Trees, AdaBoost, Bagging 등을 사용할 수 있고, 딥러닝 알고리즘으로 DNN(Deep Neural Network), LSTM(Long Short Term Memory) 등을 사용할 수 있다.

[0029] 우선적으로 머신러닝 알고리즘에 대하여 설명하기로 한다. 구체적으로, 도 4를 참고하면, RF 알고리즘은 복수 개의 의사결정 트리를 사용하는 앙상블 방식의 알고리즘으로 복수 개의 트리가 하나의 숲을 이루는 형태를 띄고 있으며, 서로 조금씩 다른 특성을 갖는 트리들로 이루어진 앙상블기법으로 학습한다. 결과적으로 일반화 성능을 향상시킬 뿐만 아니라 노이즈가 포함된 데이터에 대해서도 강인한 모델을 구축할 수 있다. RF알고리즘은 분류 문제에도 사용되지만 회귀분석으로도 사용된다. 도 5를 참고하면, GB 알고리즘에 대하여 설명하기로 한다. GB 알고리즘은 다수의 모델들을 결합해서 보다 정확하고 강력한 모델을 생성하는 방법이다. GB 알고리즘은 모델의 오류를 정량화하는 손실 함수(Loss Function)를 최소화하는 파라미터를 찾는다. 또한, Extra Trees 알고리즘은 Random Forest와 유사하고 노드를 분할하는 cut point를 무작위로 구성하는 알고리즘이다. 또한, AdaBoost 알고리즘은 이전 약한 모델 결과의 오차를 다른 약한 모델의 Weight에 반영하는 방법으로 성능을 개선한다. Bagging 알고리즘은 샘플을 여러 번 뽑아 각 모델을 학습시켜 결과를 집계해 모델의 오류를 최소화하는 알고리즘이다.

[0030] 딥러닝 알고리즘에 대하여 설명하기로 한다. 딥러닝 알고리즘에 LSTM(Long Short Term Memory), DNN(DeepNeuralNetwork) 알고리즘 그룹이 있고 내부에 해당하는 그룹에 속하는 알고리즘이 있다. LSTM 알고리즘은 시계열 특성을 학습해 예측을 진행하는 대표적인 딥러닝 알고리즘이다. 도 6에 도시된 Deep Neural Network(DNN)은 층을 깊게 쌓은 심층 신경망을 의미한다. 종래에는 과적합과 높은 시간 복잡도 때문에 층을 깊게 쌓는 것이 불가능했었지만 DNN은 과적합은 드롭아웃(Dropout)으로, 높은 시간 복잡도는 GPU의 병렬처리를 이용하여 층을 깊게 쌓는 것이 가능하다. DNN과 같이 층을 깊게 했을 경우 더 적은 매개변수로 동일하거나 높은 수준의 표현력을 가질 수 있으며, 층을 깊게 해 작은 필터를 여러번 거치도록 하는 경우 매개변수의 수를 줄이고 넓은 수용영역을 가지도록 할 수 있다는 것이 장점이다.

[0031] 강화학습 수요예측 모델을 설명하기로 한다. 도 7을 참고하면, 강화학습을 통하여 수요를 예측하는 것을 나타낸 예이다. 예측 시스템은 전처리된 데이터를 강화학습 모듈을 통해 학습할 수 있다. 예측 시스템에서 학습된 강화학습 모델은 수요가 발생할 것인지 미발생할 것인지를 예측하는 결과를 도출할 수 있다. 도 8을 참고하면, 강화학습 모델을 설명하기 위한 것이다. 강화학습(Reinforcement Learning) 알고리즘은 알파고를 통해 유명해진 알고리즘으로 컴퓨터가 환경, 행동, 보상, 규칙을 통해 에이전트를 학습시키는 방법이다. 어떤 환경 내에서 정의된 에이전트가 현재의 상태를 인식하여, 선택 가능한 행동 중 보상을 최대화하는 행동 혹은 행동을 선택하는 알고리즘이다. 실시예에 따른 예측 시스템에서 에이전트는 수요 발생 예측 결과를 반영한 성능을 도출할 수 있다.

- [0032] 최종 결과를 도출하는 과정에서, 예측 시스템은 각각의 학습 모델을 통하여 획득된 결과 데이터를 확인한 후, 각각의 결과 데이터를 합산하여 최종 결과를 도출할 수 있다. 예측 시스템은 최종 수요량에 대한 예측 결과를 도출할 수 있다. 도 9를 참고하면, 군장비 수리부속 품목의 예측 결과를 설명하기 위한 도면이다. 예측 시스템은 머신러닝 및 딥러닝 모델을 통하여 획득된 결과 데이터로 품목 데이터의 수량을 예측한 값을 도출할 수 있고, 강화학습 모델을 통하여 획득된 결과 데이터로 품목 데이터의 수요가 발생할 것인지 또는 미발생한 것인지를 나타낸 값을 도출할 수 있다.
- [0033] 예측 시스템은 각각의 결과 데이터를 합산하여 강화학습 결과의 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터는 머신러닝 및 딥러닝 결과에서 수량 예측의 값을 0(미발생)으로 나타내며 산출 정확도를 측정하는 산출 대상에서 제외해 최종 정확도 및 품목 예측 수요량을 산출할 수 있다.
- [0034] 도 10은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 군장비 수리부속 품목의 예측 결과를 비교한 표를 나타낸 도면이다.
- [0035] 실시예에 따른 예측 시스템은 머신러닝 및 딥러닝과 강화학습을 통하여 군장비 수리 부속 품목의 수요를 예측함에 따라 머신러닝 및 딥러닝만을 적용하여 수요를 예측할 때보다 예측 정확도를 향상시킬 수 있다.
- [0036] 일례로, 공군의 모든 품목 중 약 55%의 품목을 대상으로 실시예에서 제안한 방법인 강화학습을 적용한 수요예측 결과와 강화학습을 적용하지 않은 기존 수요예측 결과와 성능을 비교한 표이다. 수요예측의 경우 정확도를 향상시키기 매우 어려운 문제이다. 하지만 강화학습을 사용해 기존의 수요예측 결과보다 품목 정확도에서는 4%, 수량 정확도에서는 8%가 향상된 성능을 보임을 확인할 수 있다. 이러한 결과를 통해 강화학습을 적용한 수요예측이 기존의 머신러닝 및 딥러닝만 사용한 수요예측 모델보다 정확도가 더 높다는 것을 알 수 있다.
- [0037] 이에 따라, 실시예에 따른 예측 시스템은 강화학습을 적용한 수요예측이 딥러닝 및 머신러닝 모델에서 생기는 성능저하 문제를 보완할 수 있다. 또한, 강화학습을 적용하는 기술을 여러 수요예측이 필요한 분야 적용하여 예측 정확도를 높일 수 있다.
- [0038] 도 11은 일 실시예에 따른 예측 시스템의 구성을 설명하기 위한 블록도이고, 도 12는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 군장비 수리부속 품목을 예측하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0039] 예측 시스템(1100)의 프로세서는 모델 구성부(1110), 획득부(1120) 및 예측부(1130)를 포함할 수 있다. 이러한 프로세서의 구성요소들은 예측 시스템(1100)에 저장된 프로그램 코드가 제공하는 제어 명령에 따라 프로세서에 의해 수행되는 서로 다른 기능들(different functions)의 표현들일 수 있다. 프로세서 및 프로세서의 구성요소들은 도 12의 군장비 수리부속 품목을 예측하는 방법이 포함하는 단계들(1210 내지 1230)을 수행하도록 예측 시스템을 제어할 수 있다. 이때, 프로세서 및 프로세서의 구성요소들은 메모리가 포함하는 운영체제의 코드와 적어도 하나의 프로그램의 코드에 따른 명령(instruction)을 실행하도록 구현될 수 있다.
- [0040] 프로세서는 군장비 수리부속 품목을 예측하는 방법을 위한 프로그램의 파일에 저장된 프로그램 코드를 메모리에 로딩할 수 있다. 예를 들면, 예측 시스템에서 프로그램이 실행되면, 프로세서는 운영체제의 제어에 따라 프로그램의 파일로부터 프로그램 코드를 메모리에 로딩하도록 예측 시스템을 제어할 수 있다. 이때, 프로세서 및 프로세서가 포함하는 모델 구성부(1110), 획득부(1120) 및 예측부(1130) 각각은 메모리에 로딩된 프로그램 코드 중 대응하는 부분의 명령을 실행하여 이후 단계들(1210 내지 1230)을 실행하기 위한 프로세서의 서로 다른 기능적 표현들일 수 있다.
- [0041] 단계(1210)에서 모델 구성부(1110)는 군장비 수리부속 품목의 수요예측을 위한 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델을 구성할 수 있다. 모델 구성부(1110)는 군장비 수리부속 품목의 수요량을 예측하기 위한 머신러닝 및 딥러닝 모델을 구성하고, 군장비 수리부속 품목의 수요 여부를 예측하기 위한 강화학습 모델을 구성할 수 있다.
- [0042] 단계(1220)에서 획득부(1120)는 구성된 적어도 하나 이상의 서로 다른 학습 모델에 품목 데이터를 학습시킴에 따라 각각의 예측 결과를 획득할 수 있다. 획득부(1120)는 머신러닝 및 딥러닝 모델에 학습시키기 위한 품목 데이터의 값을 전처리하는 과정을 진행하며, 품목 데이터의 이상값을 제거하고 품목 데이터 간 수요량을 표준화하기 위하여 min-max scaling을 적용하여 품목 데이터의 수요 데이터를 0 내지 1 사이의 값을 표준화할 수 있다. 획득부(1120)는 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터의 수요량을 예측한 결과 데이터를 획득하고, 표준화된 품목 데이터의 수요 데이터를 강화학습 모델에 학습시킴에 따라 품목 데이터에 대한 수요의 발생 여부를 예측한 결과 데이터를 획득할 수 있다.
- [0043] 단계(1230)에서 예측부(1130)는 획득된 각각의 예측 결과를 통하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측할 수



있다. 예측부(1130)는 획득된 각각의 결과 데이터를 합산하여 군장비 수리분속 품목 수요량을 산출할 수 있다. 예측부(1130)는 강화학습 모델을 학습시킴에 따라 획득된 결과 데이터 중 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터에 대하여 상기 머신러닝 및 딥러닝 모델의 결과 데이터에서 상기 수요가 미발생으로 예측되는 품목 데이터를 0으로 산출할 수 있다.

[0044] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0045] 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, 가상장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 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.

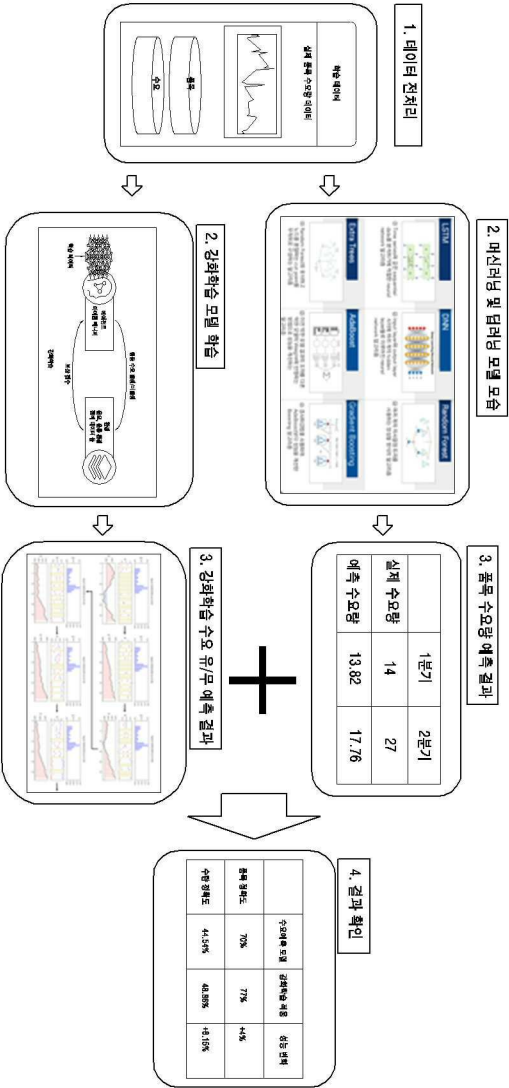
[0046] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic 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.

[0047] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 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.

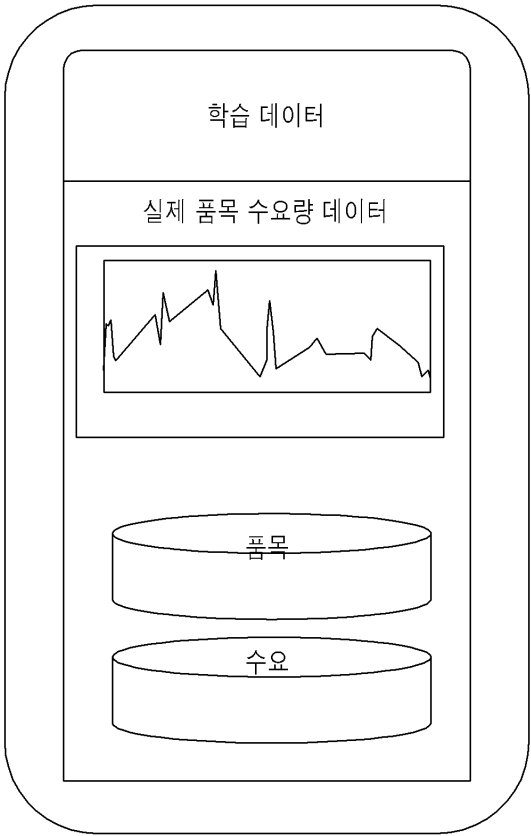
[0048] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

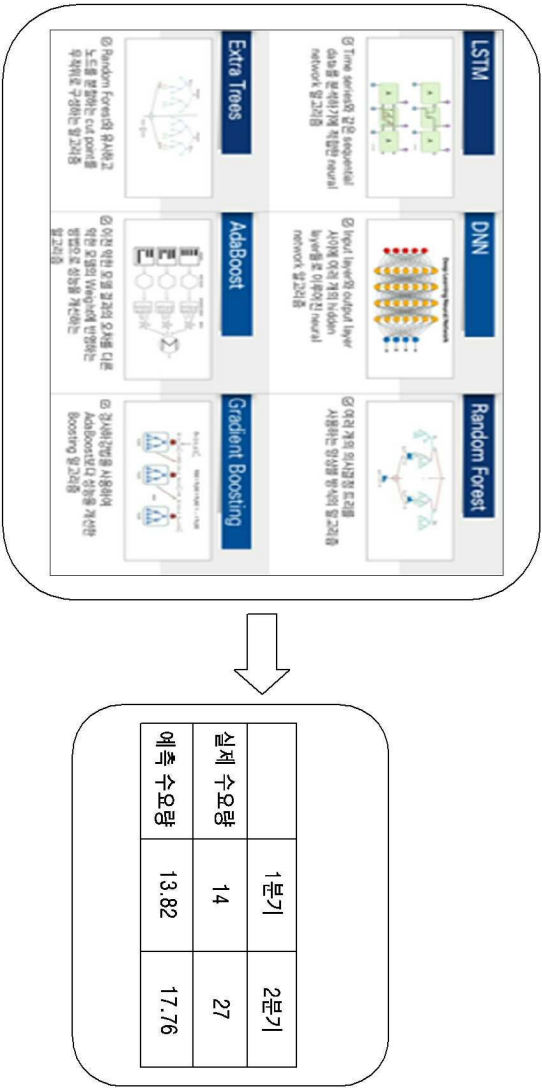
도면1



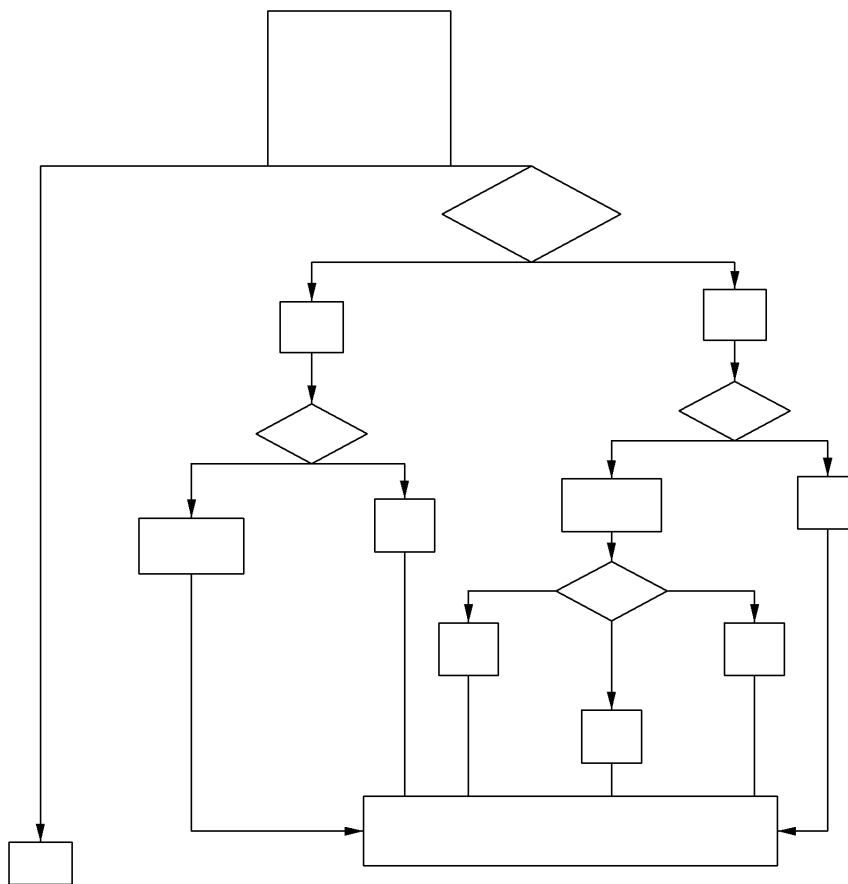
도면2



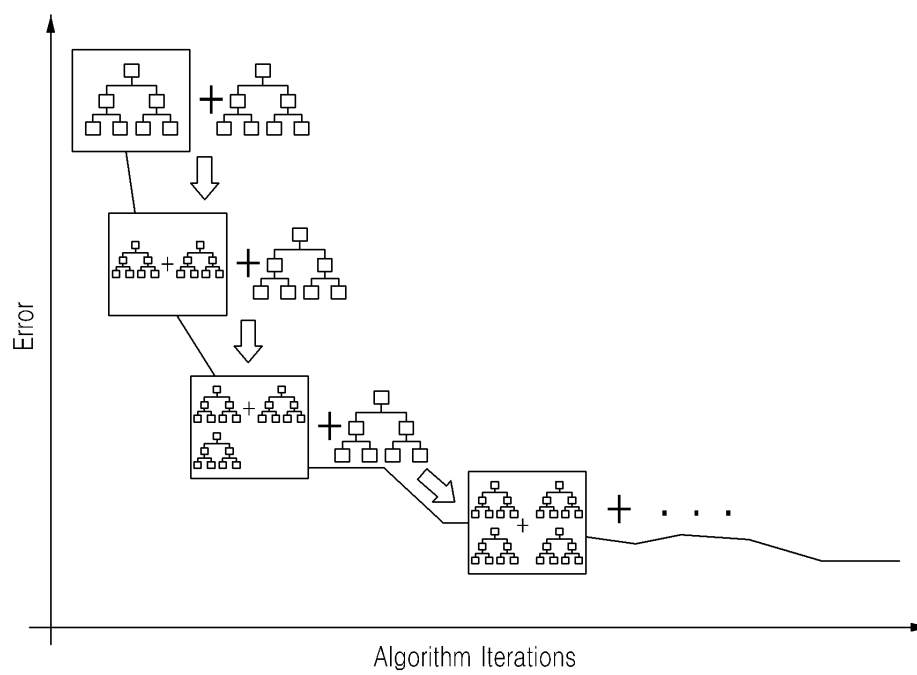
도면3



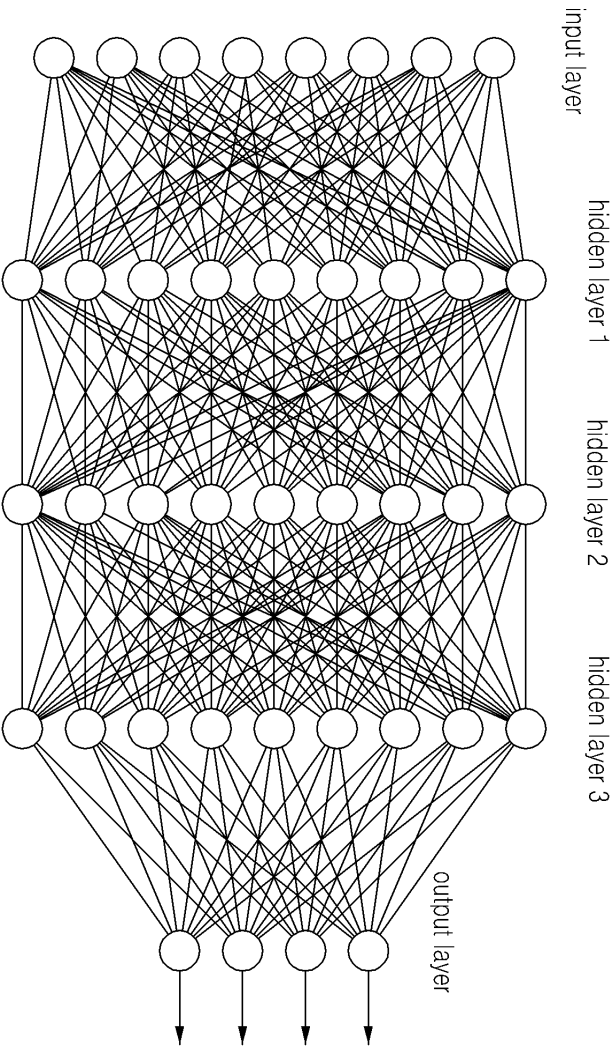
도면4



도면5

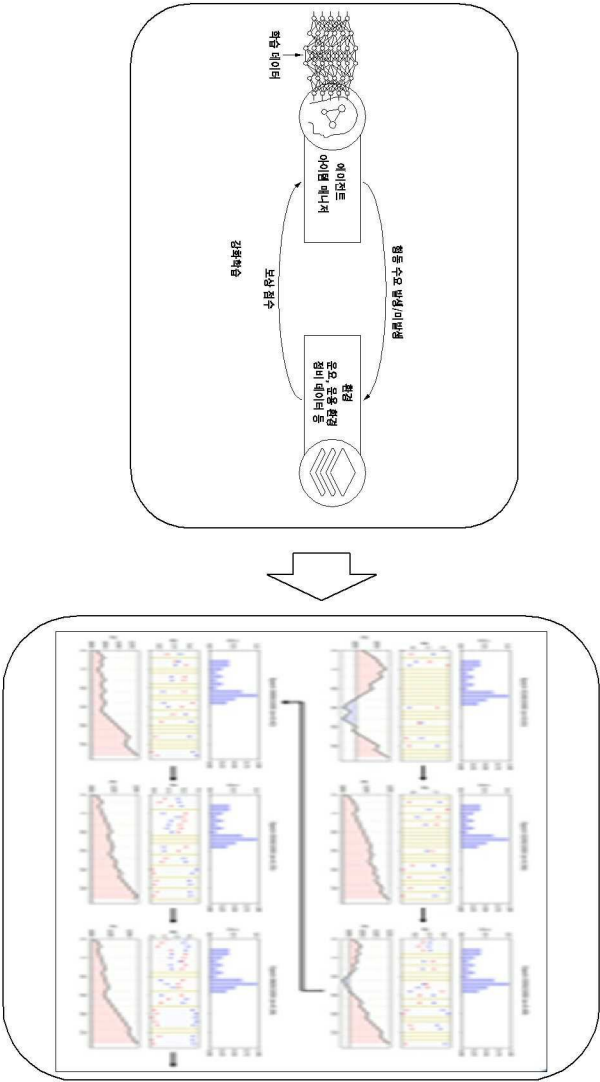


도면6

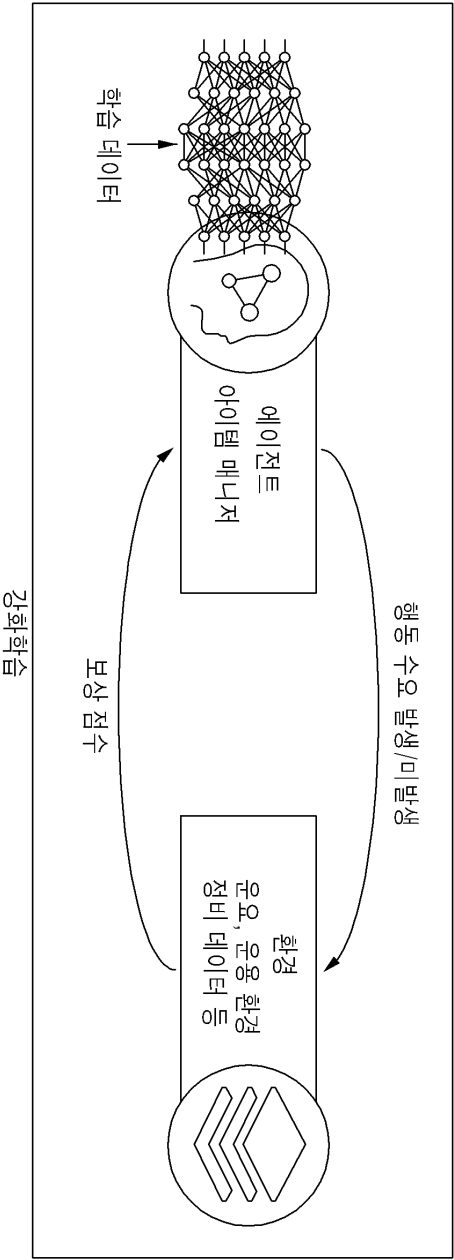




도면7



도면8



도면9

2017 예측 수요량						2017 실제 수요량					
1분기	2분기	3분기	4분기	계	수요 발생	1분기	2분기	3분기	4분기	계	수요 발생
5	0	0	0	5	1	5	1	0	1	7	1
3	2	15	0	20	1	3	2	10	1	16	1
0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
258	196	202	281	937	1	259	234	182	269	944	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

수요 정확도 산출

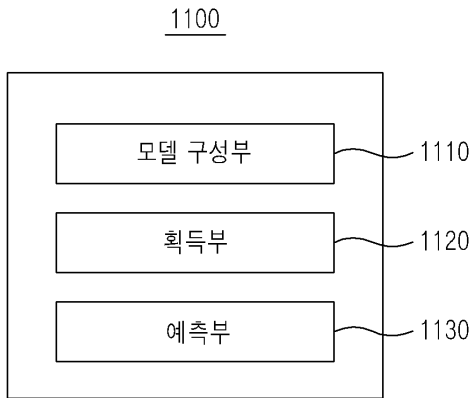
품목 정확도 산출

수량 정확도 산출

도면10

	수요예측 모델	강화학습 적용	성능 변화
품목 정확도	70%	77%	+4%
수량 정확도	44.54%	48.86%	+8.15%

도면11



도면12

