

(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2022-0091072  
(43) 공개일자 2022년06월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06Q 10/08 (2012.01) G06N 20/00 (2019.01)

G06N 3/08 (2006.01) G06Q 10/06 (2012.01)

(52) CPC특허분류

G06Q 10/087 (2013.01)

G06N 3/08 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0182219

(22) 출원일자 2020년12월23일

심사청구일자 2020년12월23일

(71) 출원인

세종대학교산학협력단

서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)

재단법인 한국우편사업진흥원

서울특별시 영등포구 영중로 83(영등포동7가)

(72) 발명자

유성준

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 719호(군자동)

구영현

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 717호(군자동)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

양성보

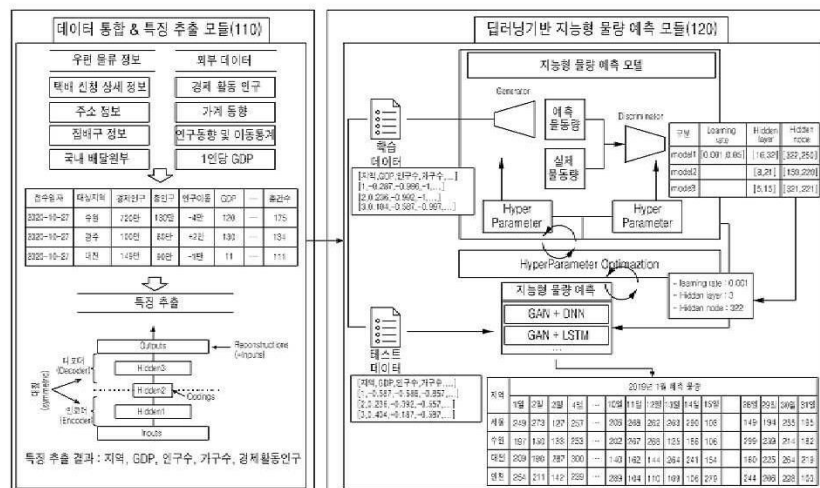
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법 및 장치

## (57) 요약

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법 및 장치가 제시된다. 본 발명에서 제안하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치는 물류 분석을 위한 데이터를 통합하고, 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출하는 데이터 통합 및 특징 추출 모듈 및 데이터 통합 및 특징 추출 모듈로부터 특징 데이터를 입력 받아 물류 분석을 위한 학습을 수행하고, 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾고 학습 결과에 기초하여 물량을 예측하는 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈을 포함한다.

## 대표도



(52) CPC특허분류

G06Q 10/0633 (2013.01)

G06Q 10/06375 (2013.01)

G06Q 10/0832 (2013.01)

(72) 발명자

**정다운**

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 717호  
(군자동)

**안덕호**

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호  
(군자동)

**임형채**

서울특별시 영등포구 영중로 83

**김인섭**

서울특별시 영등포구 영중로 83

**김민혁**

서울특별시 영등포구 영중로 83

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711117025

과제번호 2020-0-00983-001

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 ICT융합서비스경쟁력강화(R&D)

연구과제명 5G 엣지 클라우드를 활용한 지능형 종합물류 플랫폼 구축 및 실증

기 여 율 1/1

과제수행기관명 한국우편사업진흥원

연구기간 2020.04.01 ~ 2020.12.31

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

물류 분석을 위한 데이터를 통합하고, 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출하는 데이터 통합 및 특징 추출 모듈; 및

데이터 통합 및 특징 추출 모듈로부터 특징 데이터를 입력 받아 물류 분석을 위한 학습을 수행하고, 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾고 학습 결과에 기초하여 물량을 예측하는 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈

을 포함하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

데이터 통합 및 특징 추출 모듈은,

택배 신청 상세 정보 및 주소 정보를 포함하는 우편 물류 정보를 입력 받아 입력 받은 데이터들을 통합하고 파생변수를 생성하여,

생성된 파생변수에 대한 오토인코더를 포함하는 비지도 학습을 통해 추출된 특징 데이터를 이용하여 입력변수를 선정하는

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치.

#### 청구항 3

제1항에 있어서,

딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈은,

생성기 및 판별기를 포함하고, 데이터 통합 및 특징 추출 모듈에서 추출된 특징 데이터를 사용하여 물동량 데이터를 생성하는 학습부;

학습부 및 예측부에 적용되는 물량 예측을 위한 파라미터를 찾는 하이퍼파라미터 최적화부; 및

하이퍼파라미터 최적화부를 통해 찾은 물량 예측을 위한 파라미터 및 학습부를 통한 학습 결과를 이용하여 물량을 예측하는 예측부

를 포함하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치.

#### 청구항 4

제3항에 있어서,

학습부는 GAN(Generative Adversarial Network), DNN(Deep Neural Network) 또는 LSTM(Long Short Term Memory) 중 적어도 하나를 이용하여 물동량 데이터에 관한 학습을 수행하고, 하이퍼파라미터 최적화부는 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 학습부 및 예측부의 물량 예측을 위한 파라미터를 최적화하여 재학습을 진행하고 재학습된 결과를 반영하여 다시 물량을 예측하는

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치.

#### 청구항 5

제4항에 있어서,

하이퍼파라미터 최적화부는,

학습을 위한 최적의 하이퍼파라미터 셋을 선택하기 위해 학습 알고리즘을 제어하기 위한 제약 조건, 가중치, 학습 속도를 포함하는 하이퍼파라미터에 대해 미리 정의된 손실 함수를 최소화하는 모델을 산출하여 하이퍼파라미터의 튜플을 찾고, 목표 함수는 해당 튜플을 통해 손실을 반환하는

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치.

#### 청구항 6

데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 물류 분석을 위한 데이터를 통합하는 단계;

데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출하는 단계;

추출된 특징 데이터를 입력 받아 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 학습부를 통해 물류 분석을 위한 학습을 수행하는 단계;

딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 하이퍼파라미터 최적화부가 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾아 물류 분석을 위한 학습에 적용하고, 물량 예측에도 반영하는 단계; 및

하이퍼파라미터 최적화 기술 통한 파라미터 및 학습 결과에 기초하여 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 예측부를 통해 물량을 예측하는 단계

를 포함하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법.

#### 청구항 7

제6항에 있어서,

데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 물류 분석을 위한 데이터를 통합하는 단계는,

택배 신청 상세 정보 및 주소 정보를 포함하는 우편 물류 정보를 입력 받아 입력 받은 데이터들을 통합하고 파생변수를 생성하고,

데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출하는 단계는,

생성된 파생변수에 대한 오토인코더를 포함하는 비지도 학습을 통해 추출된 특징 데이터를 이용하여 입력변수를 선정하는

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법.

#### 청구항 8

제6항에 있어서,

추출된 특징 데이터를 입력 받아 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 학습부를 통해 물류 분석을 위한 학습을 수행하는 단계는,

생성기 및 판별기를 포함하는 학습부를 통해 데이터 통합 및 특징 추출 모듈에서 추출된 특징 데이터를 사용하여 물동량 데이터를 생성하고,

GAN(Generative Adversarial Network), DNN(Deep Neural Network) 또는 LSTM(Long Short Term Memory) 중 적어도 하나를 이용하여 물동량 데이터에 관한 학습을 수행하는

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법.

#### 청구항 9

제6항에 있어서,

딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 하이퍼파라미터 최적화부가 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾아 물류 분석을 위한 학습에 적용하고, 물량 예측에도 반영하는 단계는,

하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 학습부 및 예측부의 물량 예측을 위한 파라미터를 최적화하여 재학습을 진행하도록 하고 재학습된 결과를 반영하여 다시 물량을 예측하도록 하는

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법.

## 청구항 10

제9항에 있어서,

딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 하이퍼파라미터 최적화부가 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾아 물류 분석을 위한 학습에 적용하고, 물량 예측에도 반영하는 단계는,

학습을 위한 최적의 하이퍼파라미터 셋을 선택하기 위해 학습 알고리즘을 제어하기 위한 제약 조건, 가중치, 학습 속도를 포함하는 하이퍼파라미터에 대해 미리 정의된 손실 함수를 최소화하는 모델을 산출하여 하이퍼파라미터의 튜플을 찾고, 목표 함수는 해당 튜플을 통해 손실을 반환하는

지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법.

## 발명의 설명

### 기술 분야

[0001] 본 발명은 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법 및 장치에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 물량 예측의 정확도에 따라 우편(예를 들어, 등기, 택배 등)을 관리하는 성과가 결정되기 때문에 물량 예측의 정확도를 올리는 것은 중요하다. 최근 물자가 이동하는 양 즉, 물동량 관련하여 딥러닝을 통한 예측을 위한 딥러닝 연구가 진행되고 있다. 그러나 현실적으로 물량의 정확한 예측을 하기 어려우며 딥러닝을 통한 물량 예측은 물량이 발생하지 않았음에도 발생을 했다고 예측하는 경우가 있어서 낮은 정확도를 보이는 문제점이 있다.

[0003] 기존의 물량 예측 시스템은 과거의 데이터를 기반으로 미래의 물량을 통계적인 방법을 통해 예측하는 것으로 구성되어 있다. 하지만 해당 물량을 예측하기 위해서는 과거의 많은 시계열 데이터를 보유하고 있어야 하며, 학습을 위한 데이터의 양에 따라 예측의 정확도가 달라지는 경향을 보인다. 또한 일정한 간격으로 물량이 발생하는 것이 아닌 불규칙하고 다양한 간격으로 발생하기에 정확도가 떨어지는 모습을 보이는 문제점이 있다.

[0004] 물량 예측의 정확도에 따라 우편(예를 들어, 등기, 택배 등)을 관리하는 성과가 결정되기 때문에 물량 예측의 정확도를 올리는 것은 중요하다. 최근 물자가 이동하는 양 즉, 물동량 관련하여 딥러닝을 통한 예측을 위한 딥러닝 연구가 진행되고 있다. 그러나 현실적으로 물량의 정확한 예측을 하기 어려우며 딥러닝을 통한 물량 예측은 물량이 발생하지 않았음에도 발생을 했다고 예측하는 경우가 있어서 낮은 정확도를 보이는 문제점이 있다.

[0005] 기존의 물량 예측 시스템은 과거의 데이터를 기반으로 미래의 물량을 통계적인 방법을 통해 예측하는 것으로 구성되어 있다. 하지만 해당 물량을 예측하기 위해서는 과거의 많은 시계열 데이터를 보유하고 있어야 하며, 학습을 위한 데이터의 양에 따라 예측의 정확도가 달라지는 경향을 보인다. 또한 일정한 간격으로 물량이 발생하는 것이 아닌 불규칙하고 다양한 간격으로 발생하기에 정확도가 떨어지는 모습을 보이는 문제점이 있다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0006] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 물량 예측 시 오차가 크면 재정 및 인력 관리 등의 다양한 부분에서 큰 손실이 발생할 수 있으므로 정확도를 높여 오차를 줄이기 위한 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법 및 장치를 제공하는데 있다. 이를 위해 모델을 이용한 데이터 생성, 딥러닝을 적용하여 예측 및 하이퍼파라미터 최적화를 적용하고 최적의 조건에서의 학습을 통한 오차율 감소를 통한 예측 방법 및 장치를 제안한다.

### 과제의 해결 수단

[0007] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치는 물류 분석을 위한 데이터를 통합하고, 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출하는 데이터 통합 및 특징 추출 모듈 및 데이터 통합 및 특징 추출 모듈로부터 특징 데이터를 입력 받아 물류 분석을 위한 학습을 수행하고, 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾고 학습 결과에 기초하여 물량을 예측하는

딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈을 포함한다.

[0008] 데이터 통합 및 특징 추출 모듈은 택배 신청 상세 정보 및 주소 정보를 포함하는 우편 물류 정보를 입력 받아 입력 받은 데이터들을 통합하고 파생변수를 생성하여, 생성된 파생변수에 대한 오토인코더를 포함하는 비지도 학습을 통해 추출된 특징 데이터를 이용하여 입력변수를 선정한다.

[0009] 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈은 생성기 및 판별기를 포함하고, 데이터 통합 및 특징 추출 모듈에서 추출된 특징 데이터를 사용하여 물동량 데이터를 생성하는 학습부, 학습부 및 예측부에 적용되는 물량 예측을 위한 파라미터를 찾는 하이퍼파라미터 최적화부 및 하이퍼파라미터 최적화부를 통해 찾은 물량 예측을 위한 파라미터 및 학습부를 통한 학습 결과를 이용하여 물량을 예측하는 예측부를 포함한다.

[0010] 학습부는 GAN(Generative Adversarial Network), DNN(Deep Neural Network) 또는 LSTM(Long Short Term Memory) 중 적어도 하나를 이용하여 물동량 데이터에 관한 학습을 수행하고, 하이퍼파라미터 최적화부는 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 학습부 및 예측부의 물량 예측을 위한 파라미터를 최적화하여 재학습을 진행하고 재학습된 결과를 반영하여 다시 물량을 예측한다.

[0011] 하이퍼파라미터 최적화부는 학습을 위한 최적의 하이퍼파라미터 셋을 선택하기 위해 학습 알고리즘을 제어하기 위한 제약 조건, 가중치, 학습 속도를 포함하는 하이퍼파라미터에 대해 미리 정의된 손실 함수를 최소화하는 모델을 산출하여 하이퍼파라미터의 튜플을 찾고, 목표 함수는 해당 튜플을 통해 손실을 반환한다.

[0012] 또 다른 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법은 데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 물류 분석을 위한 데이터를 통합하는 단계, 데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출하는 단계, 추출된 특징 데이터를 입력 받아 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 학습부를 통해 물류 분석을 위한 학습을 수행하는 단계, 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 하이퍼파라미터 최적화부가 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾아 물류 분석을 위한 학습에 적용하고, 물량 예측에도 반영하는 단계 및 하이퍼파라미터 최적화 기술 통한 파라미터 및 학습 결과에 기초하여 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 예측부를 통해 물량을 예측하는 단계를 포함한다.

### 발명의 효과

[0013] 본 발명의 실시예들에 따른 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법 및 장치를 통해 정확도를 높여 오차를 줄임으로써 물량 예측 시 오차가 크면 재정 및 인력 관리 등의 다양한 부분에서 큰 손실이 발생할 수 있는 문제점을 개선할 수 있다. 이를 위해 모델을 이용한 데이터 생성, 딥러닝을 적용하여 예측 및 하이퍼파라미터 최적화를 적용하고 최적의 조건에서의 학습을 통한 오차율을 감소시킬 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

[0014] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치의 구성을 나타내는 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 통합 및 특징 추출 모듈을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 오토인코더 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측에 적용되는 GAN을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측에 적용되는 LSTM을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측에 적용되는 DNN을 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 하이퍼파라미터 최적화를 설명하기 위한 도면이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0015] 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0017] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치의 구성을 나타내는 도면이다.
- [0018] 제안하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치는 데이터 통합 및 특징 추출 모듈(110) 및 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈(120)을 포함한다.
- [0019] 데이터 통합 및 특징 추출 모듈(110)은 물류 분석을 위한 데이터를 통합, 정제 및 정형을 수행하고, 오토인코더를 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출한다.
- [0020] 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈(120)은 데이터 통합 및 특징 추출 모듈로부터 특징 데이터를 입력 받아 물류 분석을 위한 학습을 수행하고, 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾고 학습 결과에 기초하여 물량을 예측한다.
- [0021] 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈(120)은 생성기 및 판별기를 포함하는 학습부, 하이퍼파라미터 최적화부 및 예측부를 포함한다.
- [0022] 생성기 및 판별기를 포함하는 학습부는 추출된 특징 데이터를 사용하여 물동량 데이터를 생성한다. 본 발명의 실시예에 따른 학습부는 GAN(Generative Adversarial Network), DNN(Deep Neural Network), LSTM(Long Short Term Memory) 또는 DNN(Deep Neural Network) 중 적어도 하나를 이용하여 물동량 데이터에 관한 학습을 수행할 수 있다.
- [0023] 이러한 딥러닝(GAN, DNN, LSTM 등) 기반 물량 예측 기술을 통해 물량을 예측하고, 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 학습부 및 예측부에 적합한 파라미터를 찾고 최적화된 파라미터가 적용된 학습 결과에 기초하여 예측부를 통해 물량을 예측한다. 이하, 도 2 내지 도 8을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 장치의 각 구성에 대해 더욱 상세히 설명한다.
- [0025] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 통합 및 특징 추출 모듈을 설명하기 위한 도면이다.
- [0026] 데이터 통합 및 특징 추출 모듈은 먼저 도 2와 같이 데이터를 입력 받아 통합한 후 파생변수를 생성한다(210).
- [0027] 본 발명의 실시예에 따르면, 택배 신청 상세 정보 및 주소 정보를 포함하는 우편 물류 정보를 입력 받을 수 있다.
- [0028] 발송인 주소 일련번호, 주문자주소 일련번호, 수취인주소 일련번호, 접수일자, 배달일자를 포함하는 택배 신청 상세 정보와 주소 일련번호, 국내/국제 구분 코드, 주소, 상세 주소를 포함하는 주소정보를 입력 받아 데이터를 통합할 수 있다.
- [0029] 예를 들어, 접수일자에 따른 접수지역과 해당 건수, 도착지역과 해당 건수 등을 통합하여 통합된 데이터로 나뉘는 후 파생변수를 생성할 수 있다.
- [0030] 이후, 생성된 파생변수에 대한 비지도 학습을 통해 특징 데이터를 추출한 결과를 이용하여 입력변수를 선정하는 과정을 진행한다(220). 특징을 추출하기 위해 사용한 비지도 학습은 오토인코더(Autoencoder)로 비지도 학습의 모델은 아래와 같다.
- [0032] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 오토인코더 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- [0033] 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습은 오토인코더(Autoencoder) 모델을 이용할 수 있다. 오토인코더 모델은 입력(Inputs)을 출력(Outputs)으로 복사하는 신경망으로, 네트워크에 여러 가지 방법으로 제약을 줌으로써 어려운 신경망으로 구성할 수 있다.
- [0034] 예를 들어, 도 3의 Hidden1과 Hidden2와 같이 Hidden 레이어의 뉴런 수를 입력(Input) 레이어보다 작게 구성하여 데이터를 압축(다시 말해, 차원 축소)하거나, 노이즈(Noise)를 추가한 후 복원할 수 있도록 학습을 시키는 방법들이 존재한다. 또한, Hidden 레이어의 수를 더 추가하는 것으로 더욱 복잡한 오토인코더를 구성할 수도 있

다.

- [0036] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈을 설명하기 위한 도면이다.
- [0037] 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈은 생성기(Generator) 및 판별기(Discriminator)를 포함하는 학습부(410), 하이퍼파라미터 최적화부(420) 및 예측부(430)를 포함한다.
- [0038] 생성기(Generator) 및 판별기(Discriminator)를 포함하는 학습부(410)는 데이터 통합 및 특징 추출 모듈에서 추출된 특징 데이터를 사용하여 물동량 데이터를 생성한다. 본 발명의 실시예에 따른 학습부(410)는 GAN(Generative Adversarial Network), DNN(Deep Neural Network) 또는 LSTM(Long Short Term Memory) 중 적어도 하나를 이용하여 물동량 데이터에 관한 학습을 수행할 수 있다.
- [0039] 이러한 딥러닝(GAN, DNN, LSTM 등) 기반 물량 예측 기술을 통해 물량을 예측하고, 하이퍼파라미터 최적화부(420)를 통해 학습부(410) 및 예측부(420)에 적합한 파라미터를 찾고 최적화된 파라미터가 적용된 학습 결과에 기초하여 예측부(430)를 통해 물량을 예측한다.
- [0040] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 데이터 통합 및 특징 추출 모듈에서 선정된 입력변수(다시 말해, 학습 데이터)를 사용하여 GAN을 통해 해당 데이터와 유사한 데이터를 생성한다. 유사 데이터를 생성하는 GAN의 내부 구조를 보았을 때 생성기에서는 데이터를 생성하여 판별기를 속여 생성한 데이터가 실제 데이터처럼 만드는 것을 목표로 하고 있다. 즉, 실제 데이터의 분포와 모델이 생성한 데이터의 분포 간의 차이를 줄여나가는 작업을 진행한다. 이러한 딥러닝에 기반하여 물량을 예측하는 예측부(430)에서는 실제 데이터와 GAN으로부터 발생한 데이터를 통해 딥러닝 알고리즘을 사용하여 물량을 예측하는 작업을 진행한다. 마지막으로 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 GAN과 딥러닝 기반 예측 모델의 파라미터를 최적화하여 재학습을 진행하고 학습이 된 모델을 통해 이전 결과보다 더욱 향상된 데이터 및 예측 결과를 추출할 수 있다.
- [0042] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측에 적용되는 GAN을 설명하기 위한 도면이다.
- [0043] GAN(Generative Adversarial Network)은 '적대적 생성 모델'로 데이터의 형태를 만들어내는 것이 목표인 알고리즘이다. 생성기(Generator)와 판별기(Discriminator)를 포함하며, 생성기(Generator)를 통해 데이터를 생성하고, 판별기(Discriminator)를 속여 진짜 데이터를 진짜처럼 만드는 것이 목표이다. 판별기(Discriminator)는 생성된 데이터의 진짜(real)와 가짜(fake)를 구분하는 역할을 담당하고 있다.
- [0045] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측에 적용되는 LSTM을 설명하기 위한 도면이다.
- [0046] LSTM(Long Short Term Memory) 알고리즘은 시계열 특성을 학습하여 예측을 진행하는 대표적인 딥러닝 알고리즘이다. 음성, 문자 등의 순차적으로 등장하는 데이터 처리에 적합한 모델로 알려져 있다. CNN(Convolutional Neural Networks)과 더불어 최근 들어 주목 받고 있는 알고리즘이다.
- [0048] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반 지능형 물량 예측에 적용되는 DNN을 설명하기 위한 도면이다.
- [0049] DNN(Deep Neural Network)는 층을 깊게 쌓은 심층 신경망으로서, 최근까지는 과적합과 높은 시간 복잡도 때문에 층을 깊게 쌓는 것이 불가능했지만 과적합은 드롭아웃(Dropout)으로, 높은 시간 복잡도는 GPU의 병렬처리를 이용하여 해결함으로써 층을 깊게 쌓는 것이 가능해져 주목 받게 되었다. 심층 신경망을 사용할 경우 신경망의 매개변수 수가 줄어들며, 저수준의 단순한 특성에서 복잡한 특성으로 나아가 전체 사물을 인식하기 때문에 학습이 더욱 효율적인 장점을 가지고 있다.
- [0050] 이러한 GAN(Generative Adversarial Network), DNN(Deep Neural Network), LSTM(Long Short Term Memory) 또는 DNN(Deep Neural Network)은 실시예일 뿐 이 중 적어도 하나 또는 이외의 다른 알고리즘을 이용하여 물동량 데이터에 관한 학습을 수행할 수도 있다.
- [0052] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 하이퍼파라미터 최적화를 설명하기 위한 도면이다.

- [0053] 본 발명의 실시예에 따른 하이퍼파라미터 최적화(Hyperparameter Optimization)는 학습 알고리즘을 위한 최적의 하이퍼파라미터 셋을 선택하는 문제이다. 학습 알고리즘을 제어하는 데 가치가 사용되는 매개변수(예를 들어, 제약 조건, 가중치, 학습 속도 등)를 하이퍼파라미터라고 한다. 하이퍼파라미터 최적화는 주어진 데이터에서 미리 정의된 손실 함수를 최소화하는 최적의 모델을 산출하는 하이퍼파라미터의 튜플을 찾고, 목표 함수는 해당 튜플을 통해 손실을 반환한다.
- [0055] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0056] 제안하는 지능형 물류 분석 기술을 적용한 물량 예측 방법은 데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 물류 분석을 위한 데이터를 통합하는 단계(910), 데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출하는 단계(920), 추출된 특징 데이터를 입력 받아 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 학습부를 통해 물류 분석을 위한 학습을 수행하는 단계(930), 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 하이퍼파라미터 최적화부가 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾아 물류 분석을 위한 학습에 적용하고, 물량 예측에도 반영하는 단계(940) 및 하이퍼파라미터 최적화 기술 통한 파라미터 및 학습 결과에 기초하여 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 예측부를 통해 물량을 예측하는 단계(950)를 포함한다.
- [0057] 단계(910)에서, 데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 물류 분석을 위한 데이터를 통합한다. 이때, 택배 신청 상세 정보 및 주소 정보를 포함하는 우편 물류 정보를 입력 받아 입력 받은 데이터들을 통합하고 파생변수를 생성한다.
- [0058] 단계(920)에서, 데이터 통합 및 특징 추출 모듈이 비지도 학습을 통해 통합된 데이터에 관한 특징 데이터를 추출한다. 생성된 파생변수에 대한 오토인코더를 포함하는 비지도 학습을 통해 추출된 특징 데이터를 이용하여 입력변수를 선정한다.
- [0059] 단계(930)에서, 추출된 특징 데이터를 입력 받아 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 학습부를 통해 물류 분석을 위한 학습을 수행한다. 생성기 및 판별기를 포함하는 학습부를 통해 데이터 통합 및 특징 추출 모듈에서 추출된 특징 데이터를 사용하여 물동량 데이터를 생성한다. 이때, GAN(Generative Adversarial Network), DNN(Deep Neural Network) 또는 LSTM(Long Short Term Memory) 중 적어도 하나를 이용하여 물동량 데이터에 관한 학습을 수행할 수 있다.
- [0060] 단계(940)에서, 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 하이퍼파라미터 최적화부가 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 물량 예측을 위한 파라미터를 찾아 물류 분석을 위한 학습에 적용하고, 물량 예측에도 반영한다.
- [0061] 학습을 위한 최적의 하이퍼파라미터 셋을 선택하기 위해 학습 알고리즘을 제어하기 위한 제약 조건, 가중치, 학습 속도를 포함하는 하이퍼파라미터에 대해 미리 정의된 손실 함수를 최소화하는 모델을 산출하여 하이퍼파라미터의 튜플을 찾고, 목표 함수는 해당 튜플을 통해 손실을 반환한다.
- [0062] 단계(950)에서, 하이퍼파라미터 최적화 기술 통한 파라미터 및 학습 결과에 기초하여 딥러닝 기반 지능형 물량 예측 모듈의 예측부를 통해 물량을 예측한다.
- [0063] 하이퍼파라미터 최적화 기술을 통해 학습부 및 예측부의 물량 예측을 위한 파라미터를 최적화하여 재학습을 진행하도록 하고 재학습된 결과를 반영하여 다시 물량을 예측하도록 한다.
- [0065] 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, 컨트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable 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 장치

는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0066] 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 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.

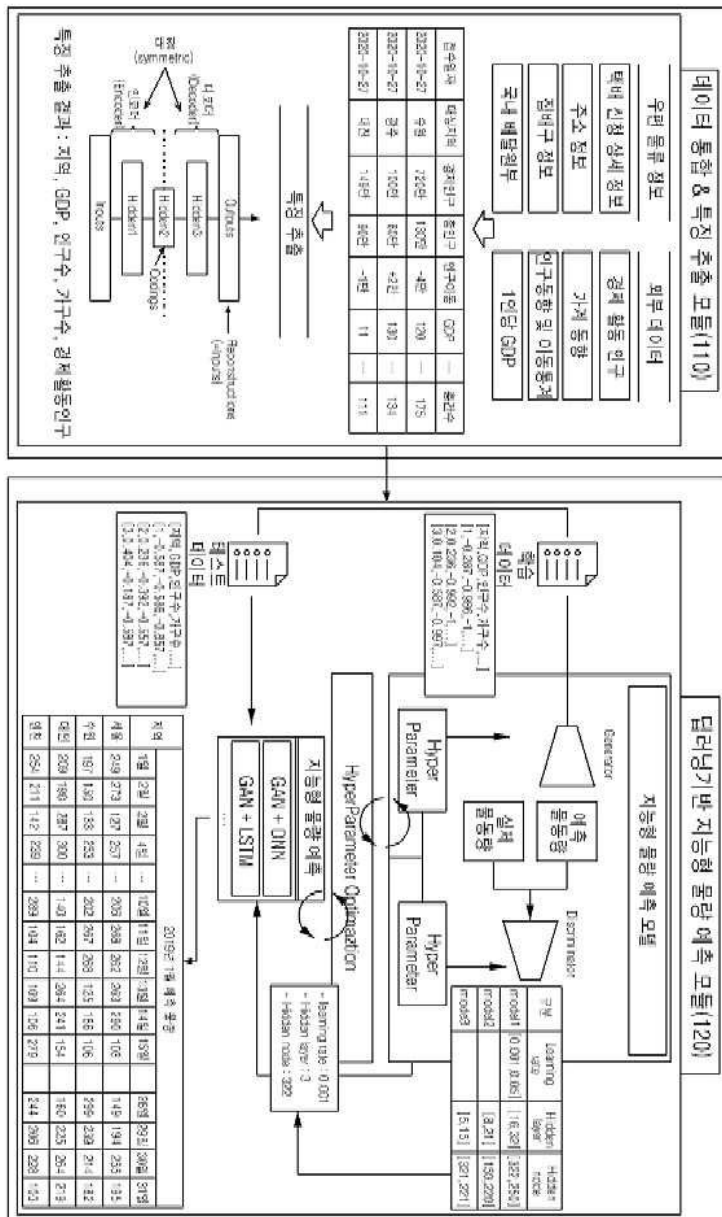
[0067] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic 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.

[0068] 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.

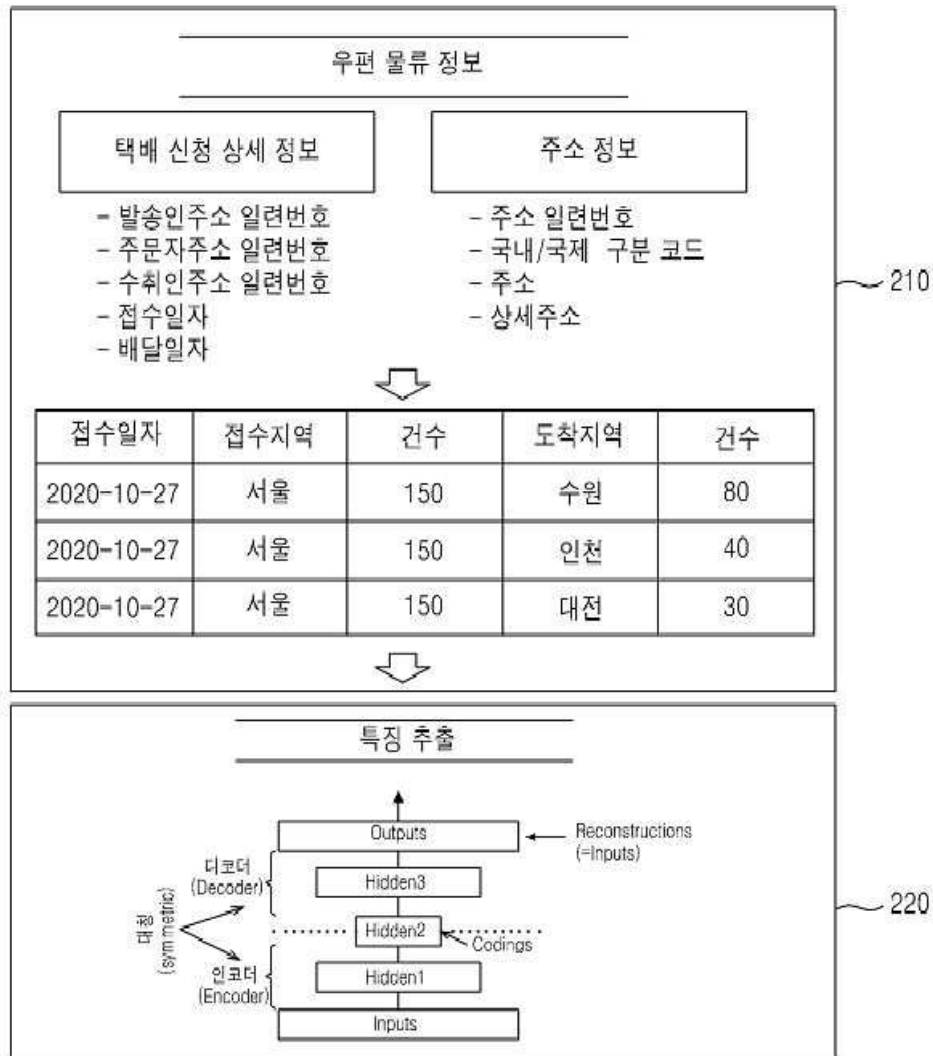
[0069] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

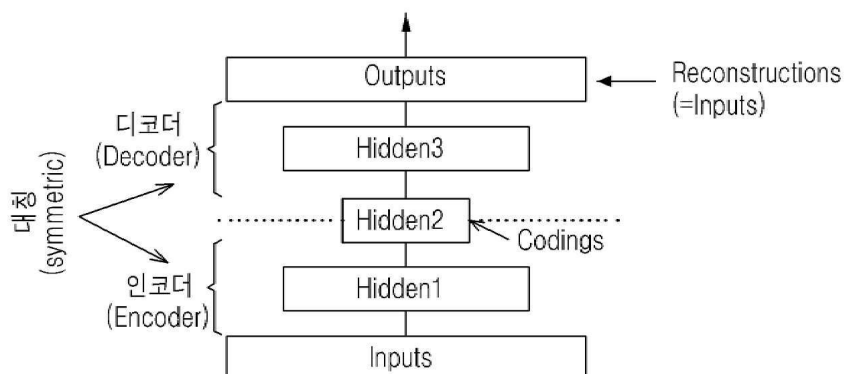
도면1



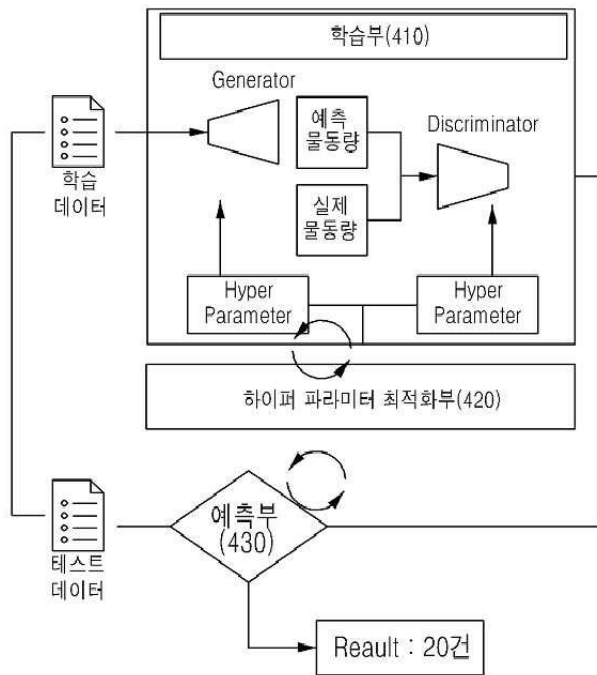
도면2



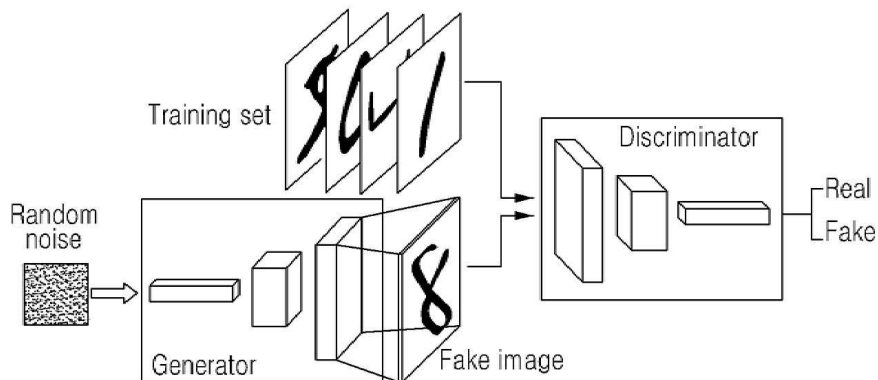
도면3



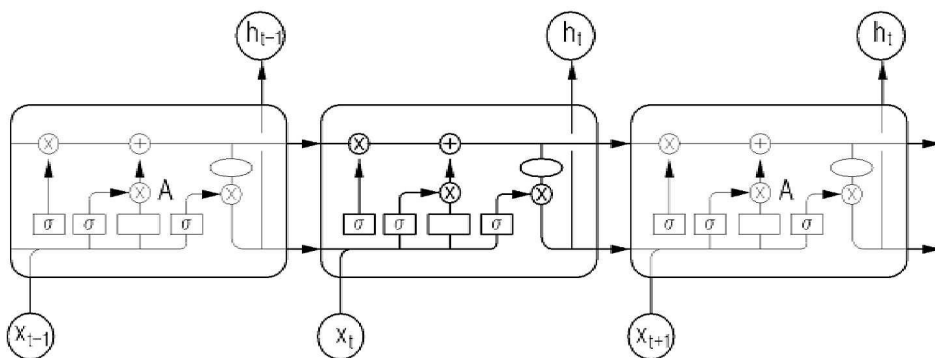
도면4



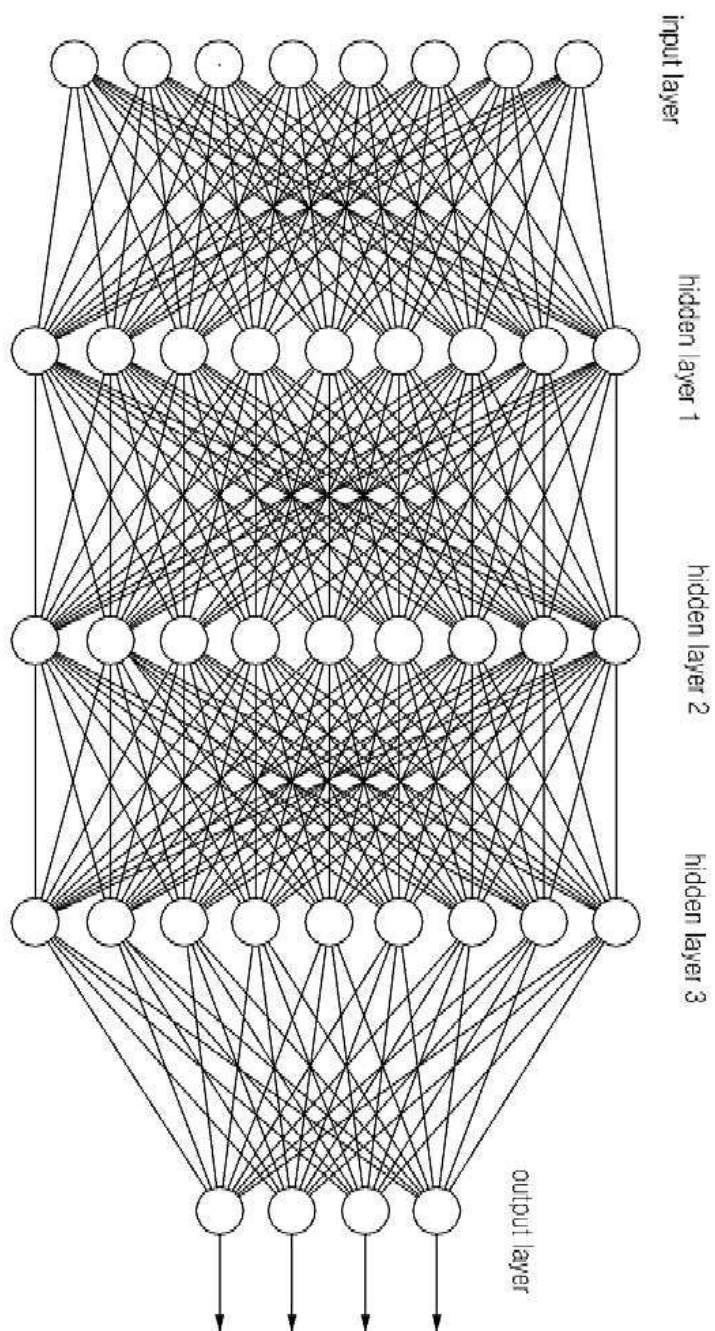
도면5



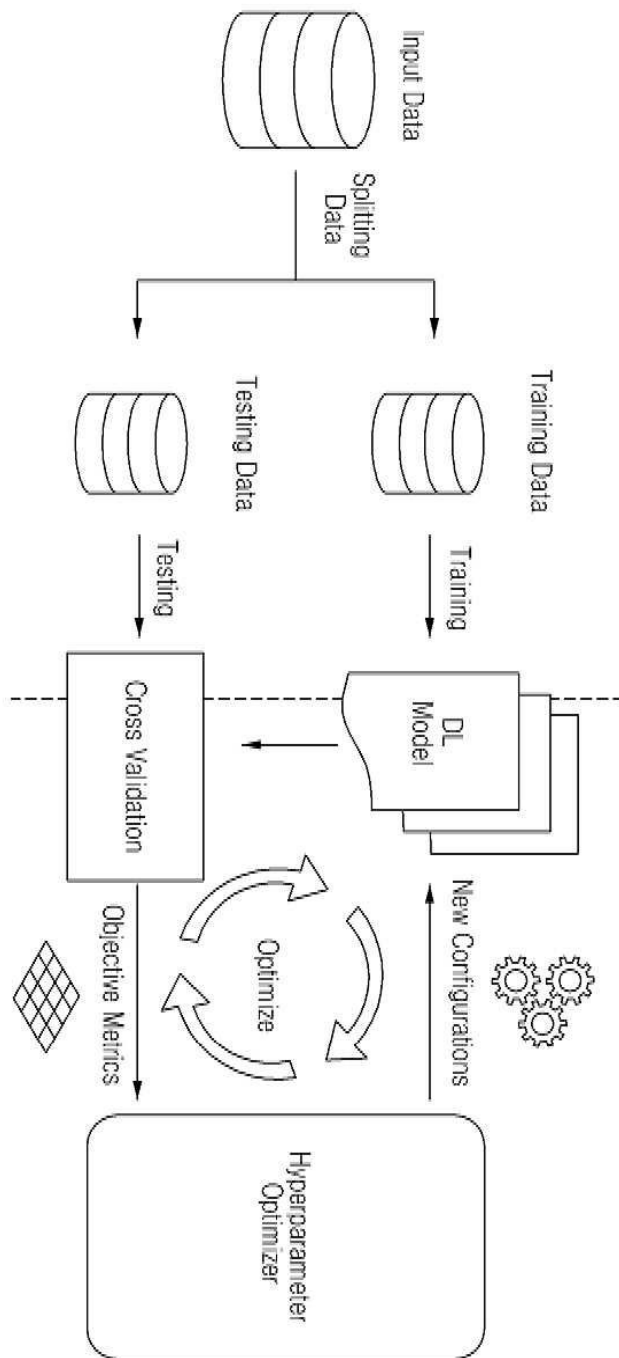
도면6



도면7



도면8



도면9

