



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0099042
(43) 공개일자 2023년07월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/088 (2023.01)
G06N 3/04 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0188083
(22) 출원일자 2021년12월27일
심사청구일자 2021년12월27일

(71) 출원인
이화여자대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)
(72) 발명자
박형곤
경기도 고양시 일산동구 강송로 156, 216동 1001호(마두동, 강촌마을2단지아파트)
이주홍
서울특별시 강서구 금남화로11길 59-6, 나동 201호(방화동, 선우스위트빌)
(74) 대리인
특허법인 무한

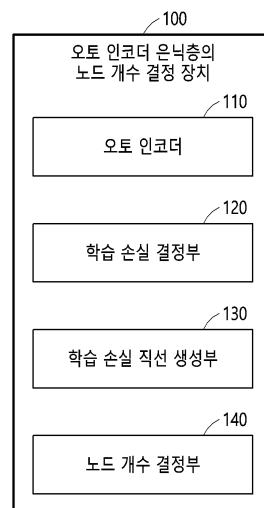
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법 및 장치

(57) 요약

오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법 및 장치가 개시된다. 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법은 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정하는 단계; 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실을 기초로 상기 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 단계; 상기 오토 인코더에 실제로 사용하는 사용 입력 데이터를 획득하고, 목표 손실(target loss)을 설정하는 단계; 및 상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실을 달성하기 위하여 상기 오토 인코더에 포함되어야 하는 은닉층의 노드 개수를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/082 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711134383
과제번호	2021-0-00739-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	방송통신산업기술개발(R&D, 정보화)
연구과제명	분산/협력 AI 기반 5G+ 네트워크 데이터 분석 기능 및 제어 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	이화여자대학교산학협력단
연구기간	2021.04.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711142817
과제번호	2020R1A2B5B01002528
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	5G/B5G에서 그래프 신경망을 이용한 상호 분리형 희소 네트워크에 관한 연구
기 여 율	1/2
과제수행기관명	이화여자대학교
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정하는 단계;

상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실을 기초로 상기 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 단계;

상기 오토 인코더에 실제로 사용하는 사용 입력 데이터를 획득하고, 목표 손실(target loss)을 설정하는 단계; 및

상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실을 달성하기 위하여 상기 오토 인코더에 포함되어야 하는 은닉층의 노드 개수를 결정하는 단계

를 포함하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인지 여부를 확인하는 단계; 및

상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계가 아닌 경우, 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 선형 관계인 상기 학습 손실이 결정될 때까지 상기 학습 손실을 결정하는 단계를 반복 수행하는 단계

를 더 포함하고,

상기 학습 손실 직선을 생성하는 단계는,

실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인 경우, 수행되는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 오토 인코더의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 각각에 대하여 상기 학습 손실 직선을 생성하였는지 여부를 확인하는 단계; 및

상기 개수들 중에서 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수가 존재하는 경우, 은닉층에 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수의 노드들을 포함하는 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 단계

를 더 포함하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 은닉층의 노드 개수를 결정하는 단계는,

상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실 보다 학습 손실이 적은 노드의 개수들을 식별하는 단계; 및

식별한 노드의 개수들 중에서 상기 목표 손실에 가장 가까운 노드의 개수를 상기 은닉층의 노드 개수로 결정하는 단계

를 포함하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 학습 손실을 결정하는 단계는,

상기 실험 입력 데이터의 입력 벡터의 분포와 상기 실험 입력 데이터의 출력 벡터의 분포 간의 L1 거리를 상기 학습 손실로 결정하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법.

청구항 6

제1항 내지 제5항 중 어느 한 항의 방법을 실행하기 위한 프로그램이 기록된 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체.

청구항 7

실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정하는 학습 손실 결정부;

상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실을 기초로 상기 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 학습 손실 직선 생성부; 및

상기 오토 인코더에 실제로 사용하는 사용 입력 데이터를 획득하고, 목표 손실(target loss)을 설정하며, 상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실을 달성하기 위하여 상기 오토 인코더에 포함되어야 하는 은닉층의 노드 개수를 결정하는 노드 개수 결정부

를 포함하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 학습 손실 직선 생성부는,

상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인지 여부를 확인하고,

상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계가 아닌 경우, 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 선형 관계인 상기 학습 손실이 결정될 때까지 상기 학습 손실을 결정하는 단계를 반복 수행하며,

실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인 경우, 상기 학습 손실 직선을 생성하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 학습 손실 직선 생성부는,

상기 오토 인코더의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 각각에 대하여 상기 학습 손실 직선을 생성하였는지 여부를 확인하고,

상기 개수들 중에서 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수가 존재하는 경우, 은닉층에 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수의 노드들을 포함하는 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치.

청구항 10

제7항에 있어서,

상기 노드 개수 결정부는,

상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실 보다 학습 손실이 적은 노드의 개수들을 식별하고, 식별한 노드의 개수들 중에서 상기 목표 손실에 가장 가까운 노드의 개수를 상기 은닉층의 노드 개수로 결정하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치.

청구항 11

제7항에 있어서,

상기 학습 손실 결정부는,

상기 실험 입력 데이터의 입력 벡터의 분포와 상기 실험 입력 데이터의 출력 벡터의 분포 간의 L1 거리를 상기 학습 손실로 결정하는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법 및 장치에 관한 것으로, 보다 구체적으로는 오토 인코더의 은닉층에 포함되는 노드의 최적 개수를 결정하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 오토 인코더는 라벨이 없는 입력 데이터 및 적은 입력 데이터의 표현을 학습할 수 있는 비지도 학습 방식 기법의 딥러닝 알고리즘이다.

[0003] 오토 인코더를 최적으로 사용하기 위해서는 오토 인코더의 학습 성능을 결정하는 활성화 함수(activation function), 손실함수(loss function), 은닉층(hidden layer)의 구조를 최적화하는 것이 필요하다.

[0004] 종래의 오토 인코더는 은닉층에 포함될 노드 개수를 결정하기 위하여 은닉층의 노드 개수 변화를 통한 반복적인 실험을 진행하여 과소적합(underfitting)과 과대적합(overfitting)이 발생하지 않는 조건을 찾고 있는 실정이다.

[0005] 따라서, 반복 실험 없이도 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 최적 개수를 결정하는 방법이 요청되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 입력 데이터의 데이터 무작위도와 오토 인코더의 학습 손실 간의 관계를 나타내는 학습 손실 직선을 생성하고, 학습 손실 직선을 이용하여 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 결정함으로써, 목표 손실 값에 따라 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 효율적으로 결정하는 방법 및 장치를 제공한다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법은 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정하는 단계; 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실을 기초로 상기 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 단계; 상기 오토 인코더에 실제로 사용하는 사용 입력 데이터를 획득하고, 목표 손실(target loss)을 설정하는 단계; 및 상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실을 달성하기 위하여 상기 오토 인코더에 포함되어야 하는 은닉층의 노드 개수를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0008] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법은 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인지 여부를 확인하는 단계; 및 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계가 아닌 경우, 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 선형 관계인 상기 학습 손실이 결정될 때까지 상기 학습 손실을 결정하는 단계를 반복 수행하는 단계를 더 포함하고, 상기 학습 손실 직선을 생성하는 단계는, 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인 경우, 수행될 수 있다.

[0009] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법은 상기 오토 인코더의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 각각에 대하여 상기 학습 손실 직선을 생성하였는지 여부를 확인하는 단계; 및 상기 개수들 중에서 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수가 존재하는 경우, 은닉층에 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수의 노드들을 포함하는 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 단계를 더 포함할 수 있다.

- [0010] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법의 상기 은닉층의 노드 개수를 결정하는 단계는, 상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실 보다 학습 손실이 적은 노드의 개수들을 식별하는 단계; 및 식별한 노드의 개수들 중에서 상기 목표 손실에 가장 가까운 노드의 개수를 상기 은닉층의 노드 개수로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법의 학습 손실을 결정하는 단계는, 상기 실험 입력 데이터의 입력 벡터의 분포와 상기 실험 입력 데이터의 출력 벡터의 분포 간의 L1 거리를 상기 학습 손실로 결정할 수 있다.
- [0012] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치는 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정하는 학습 손실 결정부; 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실을 기초로 상기 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 학습 손실 직선 생성부; 및 상기 오토 인코더에 실제로 사용하는 사용 입력 데이터를 획득하고, 목표 손실(target loss)을 설정하며, 상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실을 달성하기 위하여 상기 오토 인코더에 포함되어야 하는 은닉층의 노드 개수를 결정하는 노드 개수 결정부를 포함할 수 있다.
- [0013] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치의 상기 학습 손실 직선 생성부는, 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인지 여부를 확인하고, 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계가 아닌 경우, 상기 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 선형 관계인 상기 학습 손실이 결정될 때까지 상기 학습 손실을 결정하는 단계를 반복 수행하며, 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인 경우, 상기 학습 손실 직선을 생성할 수 있다.
- [0014] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치의 상기 학습 손실 직선 생성부는, 상기 오토 인코더의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 각각에 대하여 상기 학습 손실 직선을 생성하였는지 여부를 확인하고, 상기 개수들 중에서 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수가 존재하는 경우, 은닉층에 상기 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수의 노드들을 포함하는 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성할 수 있다.
- [0015] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치의 상기 노드 개수 결정부는, 상기 학습 손실 직선을 사용하여 상기 목표 손실 보다 학습 손실이 적은 노드의 개수들을 식별하고, 식별한 노드의 개수들 중에서 상기 목표 손실에 가장 가까운 노드의 개수를 상기 은닉층의 노드 개수로 결정할 수 있다.
- [0016] 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치의 상기 학습 손실 결정부는, 상기 실험 입력 데이터의 입력 벡터의 분포와 상기 실험 입력 데이터의 출력 벡터의 분포 간의 L1 거리를 상기 학습 손실로 결정할 수 있다.

발명의 효과

- [0017] 본 발명의 일실시예에 의하면, 입력 데이터의 데이터 무작위도와 오토 인코더의 학습 손실 간의 관계를 나타내는 학습 손실 직선을 생성하고, 학습 손실 직선을 이용하여 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 결정함으로써, 목표 손실 값에 따라 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 효율적으로 결정할 수 있다.
- [0018] 또한, 본 발명의 일실시예에 의하면, 은닉층에 포함될 노드의 개수 별로 학습 손실 직선을 생성하고, 실제로 사용할 사용 입력 데이터와 목표 손실 및 학습 손실 직선들을 이용하여 목표 손실을 달성하기 위하여 오토 인코더의 은닉층에 포함될 최적의 노드의 개수를 결정함으로써, 반복 실험 없이 오토 인코더의 구성 요소를 설정할 수 있으므로, 오토 인코더 사용의 효율성을 극대화할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0019] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치를 도시한 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 기본 오토 인코더의 일례이다.
- 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 적층 오토 인코더의 일례이다.
- 도 4는 본 발명의 일실시예에 따라 생성한 학습 손실 직선의 일례이다.
- 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법을 도시한 플로우차트이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0020] 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.
- [0021] 실시예에서 사용한 용어는 단지 설명을 목적으로 사용된 것으로, 한정하려는 의도로 해석되어서는 안된다. 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.
- [0022] 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.
- [0023] 이하, 본 발명의 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0024] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 시스템을 도시한 도면이다.
- [0025] 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치(100)는 도 1에 도시된 바와 같이 오토 인코더(110), 학습 손실 결정부(120), 학습 손실 직선 생성부(130) 및 노드 개수 결정부(140)를 포함할 수 있다. 이때, 오토 인코더(110), 학습 손실 결정부(120), 학습 손실 직선 생성부(130) 및 노드 개수 결정부(140)는 서로 다른 프로세서, 또는 하나의 프로세서에서 수행되는 프로그램에 포함된 각각의 모듈일 수 있다.
- [0026] 오토 인코더(110)는 도 2에 도시된 바와 같은 기본 구조의 기본 오토 인코더, 또는 도 3에 도시된 바와 같은 적층 구조의 적층 오토 인코더일 수 있다.
- [0027] 학습 손실 결정부(120)는 실험을 위한 입력 데이터인 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정할 수 있다.
- [0028] 학습 손실 직선 생성부(130)는 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 학습 손실을 기초로 오토 인코더(110)의 학습 손실 직선을 생성할 수 있다. 구체적으로, 학습 손실 직선 생성부(130)는 입력 데이터의 데이터 무작위도가 오토 인코더의 학습 성능에 미치는 영향을 분석하기 위하여 입력 데이터와 출력 데이터의 차이인 학습 손실과 입력 데이터의 데이터 무작위도 간 관련성을 도출할 수 있다. 또한, 입력 데이터가 가우시안 분포를 따르는 경우, 데이터의 데이터 무작위도는 표준편차에 의해 결정될 수 있다. 따라서, 학습 손실 직선 생성부(130)는 입력 데이터의 데이터 무작위도를 나타내는 표준편차와 오토 인코더의 학습 손실 간의 관계를 분석하여 학습 손실 직선을 생성할 수 있다.
- [0029] 이때, 학습 손실 직선 생성부(130)는 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 학습 손실이 선형 관계인지 여부를 확인할 수 있다.
- [0030] 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 학습 손실이 선형 관계가 아닌 경우, 학습 손실 직선의 생성이 불가능할 수 있다. 따라서, 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 학습 손실이 선형 관계가 아닌 경우, 학습 손실 결정부(120)는 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 선형 관계인 학습 손실이 결정될 때까지 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정하는 과정을 반복 수행할 수 있다.
- [0031] 또한, 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 상기 학습 손실이 선형 관계인 경우, 학습 손실 직선의 생성이 가능하므로, 학습 손실 직선 생성부(130)는 실험 입력 데이터의 표준 편차와 학습 손실을 기초로 오토 인코더(110)의 학습 손실 직선을 생성할 수 있다.
- [0032] 그리고, 학습 손실 직선 생성부(130)는 오토 인코더(110)의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 각각에 대하여 학습 손실 직선을 생성하였는지 여부를 확인할 수 있다.
- [0033] 그리고, 오토 인코더(110)의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 중에서 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수가 존재하는 경우, 학습 손실 직선 생성부(130)는 오토 인코더(110)의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 모두에 대하여 학습 손실 직선이 생성될 때까지 은닉층에 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수의 노드들을 포함하는 오토 인코더의 학습 손실 직선을 생성하는 과정을 반복 수행할 수 있다.

- [0034] 노드 개수 결정부(140)는 오토 인코더(110)에 실제로 사용하는 사용 입력 데이터를 획득하고, 목표 손실(target loss)을 설정할 수 있다. 다음으로, 노드 개수 결정부(140)는 학습 손실 직선을 사용하여 목표 손실을 달성하기 위하여 오토 인코더(110)에 포함되어야 하는 은닉층의 노드 개수를 결정할 수 있다.
- [0035] 이때, 노드 개수 결정부(140)는 학습 손실 직선을 사용하여 목표 손실 보다 학습 손실이 적은 노드의 개수들을 식별할 수 있다. 그리고, 노드 개수 결정부(140)는 식별한 노드의 개수들 중에서 목표 손실에 가장 가까운 노드의 개수를 은닉층의 노드 개수로 결정할 수 있다.
- [0036] 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치(100)는 입력 데이터의 데이터 무작위도와 오토 인코더의 학습 손실 간의 관계를 나타내는 학습 손실 직선을 생성하고, 학습 손실 직선을 이용하여 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 결정함으로써, 목표 손실 값에 따라 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 효율적으로 결정할 수 있다.
- [0037] 또한, 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치(100)는 은닉층에 포함될 노드의 개수 별로 학습 손실 직선을 생성하고, 실제로 사용할 사용 입력 데이터와 목표 손실 및 학습 손실 직선들을 이용하여 목표 손실을 달성하기 위하여 오토 인코더의 은닉층에 포함될 최적의 노드의 개수를 결정함으로써, 반복 실험 없이 오토 인코더의 구성 요소를 설정할 수 있으므로, 오토 인코더 사용의 효율성을 극대화할 수 있다.
- [0038] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 기본 오토 인코더의 일례이다.
- [0039] 기본 구조의 오토 인코더는 도 2에 도시된 바와 같이 단일 입력층(input layer)(211), 단일 은닉층(hidden layer)(230) 및 단일 출력층(output layer)(221)로 구성될 수 있다.
- [0040] 이때, 은닉층(230)은 인코더(210)를 통과한 입력 데이터의 정보가 압축된 데이터 층일 수 있다. 그리고, 은닉층(230)의 입력 데이터는 디코더(220)를 통과하여 출력층(221)으로 출력될 수 있다.
- [0041] 또한, 오토 인코더는 학습을 통해 출력 $\hat{X}$ 이 입력 X 와 유사하게 출력되도록 하는 가중치를 찾기 위해 손실함수 $L(X, \hat{X})$ 를 이용하여 X 와 $\hat{X}$ 의 차이를 줄이는 방향으로 학습할 수 있다.
- [0042] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 적층 오토 인코더의 일례이다.
- [0043] 적층 오토 인코더는 단일 입력층(311), 은닉층들(hidden layers)(330) 및 출력층(321)로 구성될 수 있다. 이때, 은닉층들(330)은 도 3에 도시된 바와 같이 은닉층을 2개 이상 쌓아 올린 형태이다. 그리고, 적층 오토 인코더는 중앙에 위치한 은닉층을 기준으로 왼쪽에 위치한 복수의 은닉층들과 입력층(311)으로 인코더(310)가 구성되고, 중앙에 위치한 은닉층을 기준으로 오른쪽에 위치한 복수의 은닉층들과 출력층(321)으로 디코더(320)가 구성될 수 있다.
- [0044] 이때, 인코더(310)와 디코더(320)에 각각 복수의 은닉층들이 포함되어 있으므로, 인코더(310)와 디코더(320)는 각각 복수의 은닉층들에 의한 여러 단계의 인코딩, 디코딩 과정을 거치며, 중앙의 은닉층을 기준으로 대칭 형태로 이루어져 있다.
- [0045] 오토 인코더(110)가 도 3에 도시된 바와 같은 적층 오토 인코더인 경우, 노드 개수 결정부(140)는 은닉층들(330) 중에서 중앙에 위치한 은닉층에 포함될 노드의 개수를 결정할 수 있다.
- [0046] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따라 생성한 학습 손실 직선의 일례이다.
- [0047] 학습 손실 결정부(120)는 오토 인코더(110)의 학습 성능을 분석하기 위하여 L1-norm을 이용한 손실 함수를 정의할 수 있다. 예를 들어, L1-norm을 이용한 손실 함수 $L(X, \hat{X})$ 은 수학식 1과 같이 정의될 수 있다.

수학식 1

$$L(X, \hat{X}) = \sum_{i=1}^n |X_i - \hat{X}_i|$$

[0048]

[0049] 이때, X 는 오토 인코더(110)의 입력 벡터이고, $\hat{X}$ 은 오토 인코더(110)의 출력 벡터일 수 있다. 또한, n 은 오토 인코더(110)의 입력층과 출력층의 노드 개수이며, X_i 는 입력층의 i 번째 노드이고, $\hat{X}_i$ 출력층의 i 번째 노드일 수 있다.

[0050] Ω 를 확률 변수(random variable), $\dot{\Omega}$ 를 실현값(realization)이라 정의한 경우, 입력 데이터 X 는 임의의 분포 $p(\dot{\Omega})$ 를 따르도록 생성될 수 있다. 이때, 오토 인코더(110)를 통과한 출력 데이터 $\hat{X}$ 은 임의의 분포 $q(\dot{\Omega})$ 를 따를 수 있다. 즉, $X \sim p(\dot{\Omega})$, $\hat{X} \sim q(\dot{\Omega})$ 이다. 이때 X , $\hat{X}$ 의 데이터 집합의 크기가 임계값 이상인 경우, 입력 데이터 X 와 출력 데이터 $\hat{X}$ 간의 거리를 뜻하는 손실 함수 $L(X, \hat{X})$ 는 수학식 2와 같이 근사적으로 표현될 수 있다.

수학식 2

$$\sum_{i=1}^n |X_i - \hat{X}_i| \approx \sum_{\omega \in \Omega} |p(\omega) - q(\omega)|$$

[0051]

[0052] 수학식 2가 성립하는 경우, 학습 손실 결정부(120)는 두 분포 $p(\dot{\Omega})$, $q(\dot{\Omega})$ 간의 L1 거리를 계산하여 손실함수 $L(X, \hat{X})$ 를 결정할 수 있다.

[0053] 또한, 입력 데이터 X 가 가우시안 분포 $X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$ 를 따른다고 가정할 수 있다. 오토 인코더(110)에서 은닉층의 압축된 데이터를 통해 출력 데이터가 입력 데이터와 유사하게 복원되도록 학습이 된 경우, 출력 데이터가 입력 데이터와 동일한 형태의 분포를 따를 수 있다. 따라서, 출력 데이터 $\hat{X}$ 은 분포 $\hat{X} \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$ 를 따를 수 있다. 그리고, 입력 데이터와 출력 데이터의 차를 의미 하는 변수 Y 는 수학식 3에 따라 결정될 수 있다.

수학식 3

$$Y = X - \hat{X}$$

[0054]

[0055] 그리고, 변수 Y 의 확률 밀도 함수는 수학식 4와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 4

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2)}} e^{-\frac{(y - (\mu_X - \mu_{\hat{X}}))^2}{2(\sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2)}}$$

[0056]

[0057] 이때, f_Y 는 변수 Y의 확률 밀도 함수(probability density function)이며, 오토 인코더(110)의 학습 과정에서 발생한 입력 데이터와 출력 데이터 간 오차의 분포를 나타낼 수 있다. 예를 들어, f_Y 는 평균 $\mu_Y = \mu_X - \mu_{\hat{X}}$ 고, 분산 $\sigma_Y^2 = \sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2$ 인 가우시안 분포일 수 있다. 즉, $Y \sim N(\mu_X - \mu_{\hat{X}}, \sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2)$ 일 수 있다.

[0058] 오토 인코더(110)의 학습 손실은 입력 데이터와 출력 데이터의 차이의 절댓값으로 정의될 수 있다. 따라서, 학습 손실 결정부(120)는 변수 Y에 절댓값을 취한 후 기대값을 계산한 수학식 5를 이용하여 오토 인코더(110)의 학습 손실 $E(|Y|)$ 을 결정할 수 있다.

수학식 5

$$E(|Y|) = \sum_{i=1}^n |y_i| p_i$$

[0059]

[0060] 또한, 학습 손실 결정부(120)는 오토 인코더(110)의 학습 손실 분포를 나타내기 위해 $\hat{Y} = |Y|$ 를 설정할 수 있다. 이때, 변수 $\hat{Y}$ 의 확률 밀도 함수인 $f_{\hat{Y}}$ 의 기대값은 수학식 6과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 6

$$E(\hat{Y}) = \sqrt{\sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2} \sqrt{\frac{2}{\pi}} e^{-\frac{(\mu_X - \mu_{\hat{X}})^2}{2(\sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2)}} + (\mu_X - \mu_{\hat{X}}) \operatorname{erf}\left(\frac{\mu_X - \mu_{\hat{X}}}{\sqrt{2(\sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2)}}\right)$$

[0061]

[0062] 그리고, 학습 손실 결정부(120)는 오토 인코더(110)의 구성에 의하여 결정되는 출력 데이터의 특성과 관련된 파라미터를 계산하기 위하여 $a = \sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2, b = \mu_X - \mu_{\hat{X}}$ 를 정의할 수 있다. 이때, a와 b는 출력 벡터와 관련된 파라미터 $\sigma_X^2, \mu_{\hat{X}}$ 를 근사하기 위해 임시로 설정된 변수일 수 있다. 그리고, 정의한 a와 b를 수학식 6에 대입하

면 수학적식 7과 같이 나타낼 수 있다.

수학적식 7

$$E(\hat{Y}) = \sqrt{2\sigma_x^2 + a} \sqrt{\frac{2}{\pi}} e^{-\frac{b^2}{2(2\sigma_x^2 + a)}} + b \operatorname{erf}\left(\frac{b}{\sqrt{2(2\sigma_x^2 + a)}}\right)$$

또한, 오토 인코더(110)는 입력 데이터와 출력 데이터의 차이를 최소화하는 방향으로 학습한다. 따라서, 적절히 학습된 오토 인코더(110)는 입력 데이터와 출력 데이터의 데이터 무작위도가 유사할 수 있다. 따라서, $a \approx 0$, $b \approx 0$ 로 근사하여, 수학적식 7을 수학적식 8과 같이 나타낼 수 있다.

수학적식 8

$$E(\hat{Y}) \approx \sqrt{2\sigma_x^2 + a} \sqrt{\frac{2}{\pi}}$$

수학적식 8에 따르면, $E(\hat{Y})$ 의 값은 $\sqrt{2\sigma_x^2 + a}$ 의 값에 따라 변경될 수 있다. a 는 고정된 값이므로 $\sigma_x \geq 0$ 일 때 $E(\hat{Y})$ 은 입력 데이터의 데이터 무작위도인 σ_x 와 비례할 수 있다. 선형 관계의 기울기를 나타내는 a 를 정의하면, 수학적식 9와 같이 나타낼 수 있다.

수학적식 9

$$E(\hat{Y}) = a\sigma_x$$

즉, 오토 인코더의 학습 손실 $L(X, \hat{X})$ 을 의미하는 $E(\hat{Y})$ 은 데이터 무작위도 σ_x 와 선형 관계일 수 있다. 또한, 학습 손실과 데이터 무작위도 간의 선형 관계의 직선의 경사도 a 는 오토 인코더(110)의 구성 요소들인 활성화 함수, 손실함수, 은닉층의 구성, 에포크 등에 의해 결정될 수 있다. 따라서, 활성화 함수, 손실함수, 및 에포크를 고정하고, 은닉층의 노드 개수만 변화시키는 경우, a 는 은닉층의 노드 개수에 따라 결정될 수 있다.

은닉층의 노드 개수를 h 라 할 때, 도 4에 도시된 바와 같이 입력 데이터의 데이터 무작위도와 오토 인코더의 학습 손실이 선형 관계이므로, 학습 손실 직선 생성부(130)는 최소 2개의 점을 알면 h 에 따른 오토 인코더 학습 손실 직선을 생성할 수 있다.

따라서, 학습 손실 직선 생성부(130)는 각 은닉층의 노드 개수(h)마다 최소 2번의 실험을 진행하여 학습 손실 직선을 생성할 수 있다. 그리고, 노드 개수 결정부(140)는 사용하는 입력 데이터의 무작위도와 목표 손실을 결정할 수 있다. 다음으로, 노드 개수 결정부(140)는 학습 손실 직선을 활용하여 목표 손실에 가장 가까우면서 목표 손실보다 작은 h 값을 검색할 수 있다. 이 때, 노드 개수 결정부(140)는 검색한 h 값을 목표 손실 값에 적절한 은닉층의 노드 개수로 결정할 수 있다.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법을 도시한 플로우차트이다.

단계(510)에서 학습 손실 결정부(120)는 실험을 위한 입력 데이터인 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도에 따른 오토 인코더의 학습 손실을 결정할 수 있다.

- [0073] 단계(520)에서 학습 손실 직선 생성부(130)는 단계(510)에서 생성한 학습 손실을 이용하여 학습 손실 직선이 생성 가능한지 여부를 확인할 수 있다.
- [0074] 이때, 학습 손실 직선 생성부(130)는 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 학습 손실이 선형 관계인지 여부를 확인할 수 있다. 그리고, 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 학습 손실이 선형 관계가 아닌 경우, 학습 손실 직선 생성부(130)는 학습 손실 직선의 생성이 불가능하다고 판단하고, 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 선형 관계인 학습 손실이 결정될 때까지 학습 손실 결정부(120)가 단계(510)을 반복 수행하도록 제어할 수 있다.
- [0075] 또한, 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 학습 손실이 선형 관계인 경우, 학습 손실 직선 생성부(130)는 학습 손실 직선의 생성이 가능하다고 판단하고, 단계(530)를 수행할 수 있다.
- [0076] 단계(530)에서 학습 손실 직선 생성부(130)는 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 단계(510)에서 결정한 학습 손실을 기초로 오토 인코더(110)의 학습 손실 직선을 생성할 수 있다. 이때, 학습 손실 직선은 실험 입력 데이터의 데이터 무작위도와 오토 인코더의 학습 손실 간의 선형 관계를 나타내는 직선일 수 있다.
- [0077] 단계(540)에서 학습 손실 직선 생성부(130)는 오토 인코더(110)의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 모두에 대하여 각각 학습 손실 직선을 생성하였는지 여부를 확인할 수 있다.
- [0078] 그리고, 오토 인코더(110)의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 중에서 학습 손실 직선을 생성하지 않은 개수가 존재하는 경우, 학습 손실 직선 생성부(130)는 단계(550)를 수행할 수 있다. 또한, 오토 인코더(110)의 은닉층에 포함될 수 있는 노드의 개수들 모두에 대하여 각각 학습 손실 직선을 생성한 경우, 학습 손실 직선 생성부(130)는 노드 개수 결정부(140)에게 단계(560)의 수행을 요청할 수 있다.
- [0079] 단계(550)에서 학습 손실 직선 생성부(130)는 오토 인코더(110)의 은닉층에 포함된 노드의 개수를 학습 손실 직선이 생성되지 않은 개수로 변경할 수 있다.
- [0080] 단계(560)에서 노드 개수 결정부(140)는 오토 인코더(110)에 실제로 사용하는 사용 입력 데이터를 획득하고, 목표 손실(target loss)을 설정할 수 있다.
- [0081] 단계(570)에서 노드 개수 결정부(140)는 학습 손실 직선을 사용하여 목표 손실을 달성하기 위하여 오토 인코더(110)에 포함되어야 하는 은닉층의 노드 개수를 결정할 수 있다. 이때, 노드 개수 결정부(140)는 학습 손실 직선을 사용하여 목표 손실 보다 학습 손실이 적은 노드의 개수들을 식별할 수 있다. 그리고, 노드 개수 결정부(140)는 식별한 노드의 개수들 중에서 목표 손실에 가장 가까운 노드의 개수를 은닉층의 노드 개수로 결정할 수 있다.
- [0082] 본 발명은 입력 데이터의 데이터 무작위도와 오토 인코더의 학습 손실 간의 관계를 나타내는 학습 손실 직선을 생성하고, 학습 손실 직선을 이용하여 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 결정함으로써, 목표 손실 값에 따라 오토 인코더의 은닉층에 포함될 노드의 개수를 효율적으로 결정할 수 있다.
- [0083] 또한, 본 발명은 은닉층에 포함될 노드의 개수 별로 학습 손실 직선을 생성하고, 실제로 사용할 사용 입력 데이터와 목표 손실 및 학습 손실 직선들을 이용하여 목표 손실을 달성하기 위하여 오토 인코더의 은닉층에 포함될 최적의 노드의 개수를 결정함으로써, 반복 실험 없이 오토 인코더의 구성 요소를 설정할 수 있으므로, 오토 인코더 사용의 효율성을 극대화할 수 있다.
- [0084] 한편, 본 발명에 따른 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 장치 또는 오토 인코더의 은닉층 노드 개수 결정 방법은 컴퓨터에서 실행될 수 있는 프로그램으로 작성되어 마그네틱 저장매체, 광학적 판독매체, 디지털 저장매체 등 다양한 기록 매체로도 구현될 수 있다.
- [0085] 본 명세서에 설명된 각종 기술들의 구현들은 디지털 전자 회로조직으로, 또는 컴퓨터 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어로, 또는 그들의 조합들로 구현될 수 있다. 구현들은 데이터 처리 장치, 예를 들어 프로그램가능 프로세서, 컴퓨터, 또는 다수의 컴퓨터들의 동작에 의한 처리를 위해, 또는 이 동작을 제어하기 위해, 컴퓨터 프로그램 제품, 예를 들어 기계 판독가능 저장 장치(컴퓨터 판독가능 매체)에서 유형적으로 구체화된 컴퓨터 프로그램으로서 구현될 수 있다. 상술한 컴퓨터 프로그램(들)과 같은 컴퓨터 프로그램은 컴파일된 또는 인터프리트된 언어들을 포함하는 임의의 형태의 프로그래밍 언어로 기록될 수 있고, 독립형 프로그램으로서 또는 모듈, 구성요소, 서브루틴, 또는 컴퓨팅 환경에서의 사용에 적절한 다른 유닛으로서 포함하는 임의의 형태로 전개될 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 하나의 사이트에서 하나의 컴퓨터 또는 다수의 컴퓨터들 상에서 처리되도록 또는 다수의 사이

트들에 걸쳐 분배되고 통신 네트워크에 의해 상호 연결되도록 전개될 수 있다.

[0086] 컴퓨터 프로그램의 처리에 적절한 프로세서들은 예로서, 범용 및 특수 목적 마이크로프로세서들 둘 다, 및 임의의 종류의 디지털 컴퓨터의 임의의 하나 이상의 프로세서들을 포함한다. 일반적으로, 프로세서는 판독 전용 메모리 또는 랜덤 액세스 메모리 또는 둘 다로부터 명령어들 및 데이터를 수신할 것이다. 컴퓨터의 요소들은 명령어들을 실행하는 적어도 하나의 프로세서 및 명령어들 및 데이터를 저장하는 하나 이상의 메모리 장치들을 포함할 수 있다. 일반적으로, 컴퓨터는 데이터를 저장하는 하나 이상의 대량 저장 장치들, 예를 들어 자기, 자기-광 디스크들, 또는 광 디스크들을 포함할 수 있거나, 이것들로부터 데이터를 수신하거나 이것들에 데이터를 송신하거나 또는 양쪽으로 되도록 결합될 수도 있다. 컴퓨터 프로그램 명령어들 및 데이터를 구체화하는데 적절한 정보 캐리어들은 예로서 반도체 메모리 장치들, 예를 들어, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(Magnetic Media), CD-ROM(Compact Disk Read Only Memory), DVD(Digital Video Disk)와 같은 광 기록 매체(Optical Media), 플롭티컬 디스크(Floptical Disk)와 같은 자기-광 매체(Magneto-Optical Media), 롬(ROM, Read Only Memory), 램(RAM, Random Access Memory), 플래시 메모리, EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM) 등을 포함한다. 프로세서 및 메모리는 특수 목적 논리 회로조직에 의해 보충되거나, 이에 포함될 수 있다.

[0087] 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용매체일 수 있고, 컴퓨터 저장매체를 모두 포함할 수 있다.

[0088] 본 명세서는 다수의 특정한 구현물의 세부사항들을 포함하지만, 이들은 어떠한 발명이나 청구 가능한 것의 범위에 대해서도 제한적인 것으로서 이해되어서는 안되며, 오히려 특정한 발명의 특정한 실시형태에 특유할 수 있는 특징들에 대한 설명으로서 이해되어야 한다. 개별적인 실시형태의 문맥에서 본 명세서에 기술된 특정한 특징들은 단일 실시형태에서 조합하여 구현될 수도 있다. 반대로, 단일 실시형태의 문맥에서 기술한 다양한 특징들 역시 개별적으로 혹은 어떠한 적절한 하위 조합으로도 복수의 실시형태에서 구현 가능하다. 나아가, 특징들이 특정한 조합으로 동작하고 초기에 그와 같이 청구된 바와 같이 묘사될 수 있지만, 청구된 조합으로부터의 하나 이상의 특징들은 일부 경우에 그 조합으로부터 배제될 수 있으며, 그 청구된 조합은 하위 조합이나 하위 조합의 변형물로 변경될 수 있다.

[0089] 마찬가지로, 특정한 순서로 도면에서 동작들을 묘사하고 있지만, 이는 바람직한 결과를 얻기 위하여 도시된 그 특정한 순서나 순차적인 순서대로 그러한 동작들을 수행하여야 한다거나 모든 도시된 동작들이 수행되어야 하는 것으로 이해되어서는 안 된다. 특정한 경우, 멀티태스킹과 병렬 프로세싱이 유리할 수 있다. 또한, 상술한 실시형태의 다양한 장치 컴포넌트의 분리는 그러한 분리를 모든 실시형태에서 요구하는 것으로 이해되어서는 안되며, 설명한 프로그램 컴포넌트와 장치들은 일반적으로 단일의 소프트웨어 제품으로 함께 통합되거나 다중 소프트웨어 제품에 패키징 될 수 있다는 점을 이해하여야 한다.

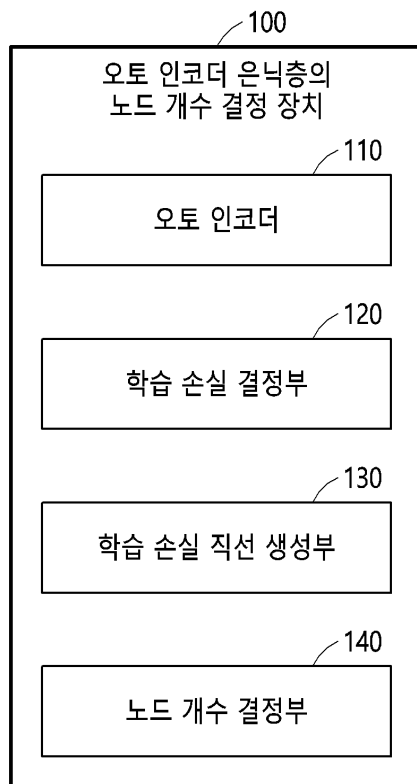
[0090] 한편, 본 명세서와 도면에 개시된 본 발명의 실시 예들은 이해를 돕기 위해 특정 예를 제시한 것에 지나지 않으며, 본 발명의 범위를 한정하고자 하는 것은 아니다. 여기에 개시된 실시 예들 이외에도 본 발명의 기술적 사상에 바탕을 둔 다른 변형 예들이 실시 가능하다는 것은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 자명한 것이다.

부호의 설명

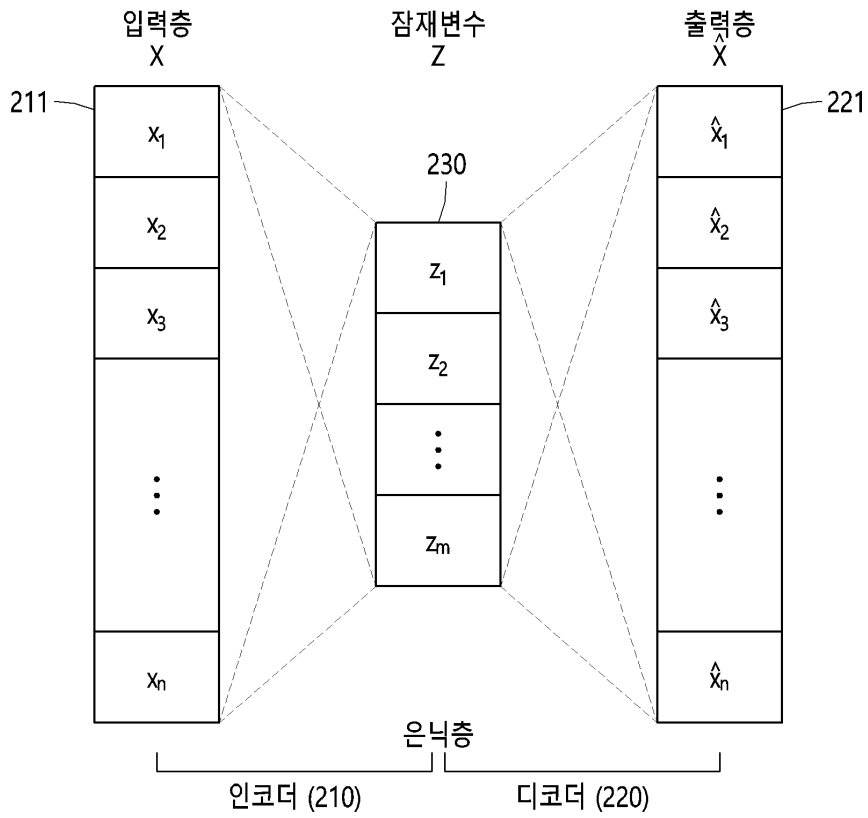
[0091] 100: 오토 인코더 은닉층의 노드 개수 결정 장치
110: 오토 인코더
120: 학습 손실 결정부
130: 학습 손실 직선 생성부
140: 노드 개수 결정부

도면

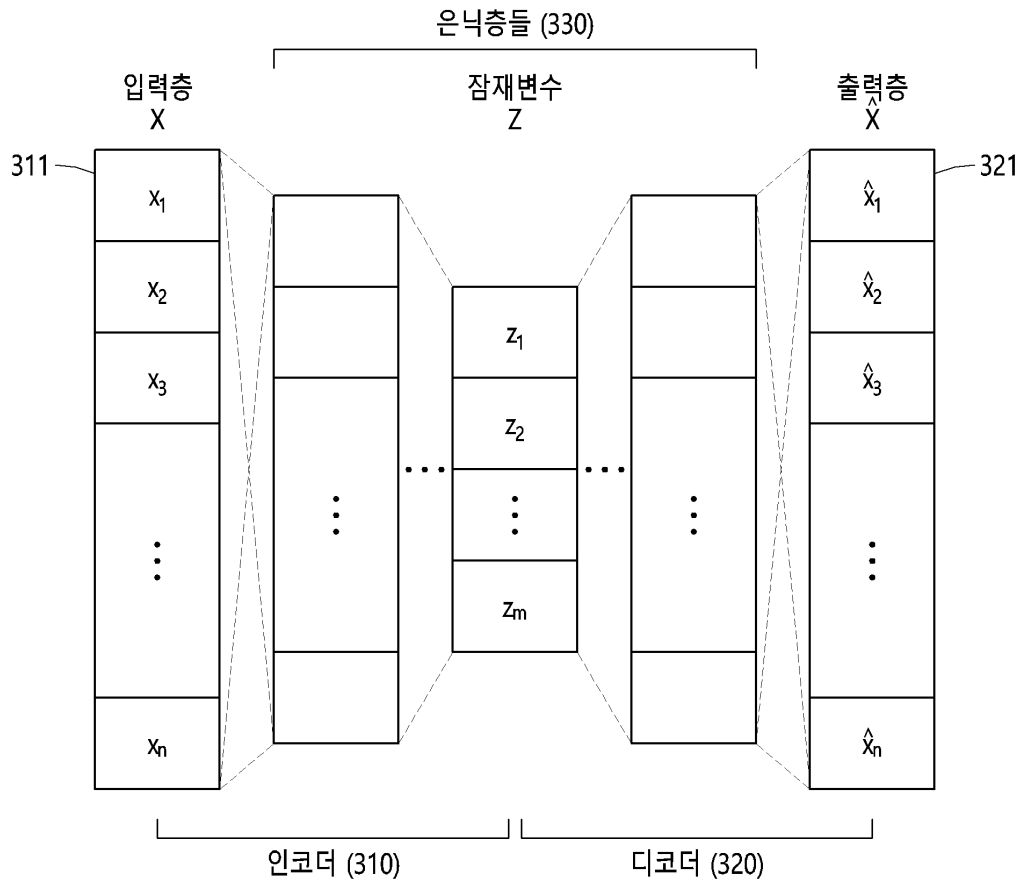
도면1



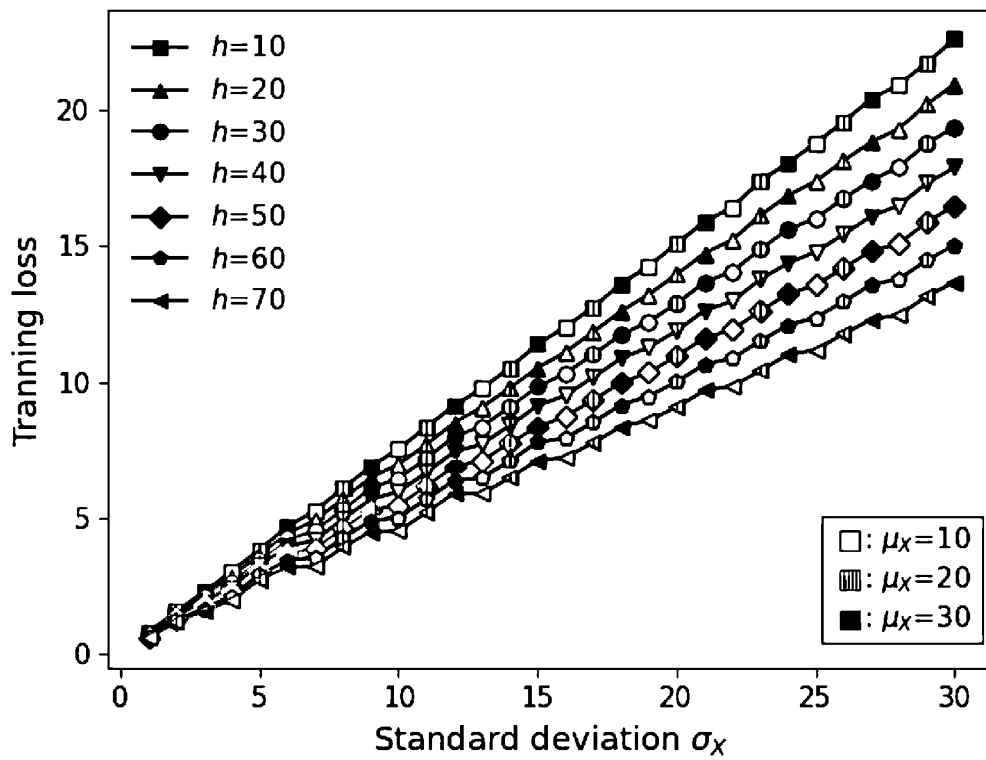
도면2



도면3



도면4



도면5

