



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0159279
(43) 공개일자 2024년11월05일

- | | |
|--|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/047 (2023.01)
G06N 3/0475 (2023.01) G06N 3/048 (2023.01)
G06N 3/0985 (2023.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
G06N 3/084 (2023.01)
G06N 3/047 (2023.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2023-0056358
(22) 출원일자 2023년04월28일
심사청구일자 2023년04월28일</p> | <p>(71) 출원인
조선대학교산학협력단
광주광역시 동구 조선대길 126(서석동, 산학협력단)</p> <p>(72) 발명자
정호엽
광주광역시 동구 필문대로 309 (서석동)</p> <p>(74) 대리인
특허법인(유)남아이피그룹, 특허법인 남앤남</p> |
|--|--|

전체 청구항 수 : 총 8 항

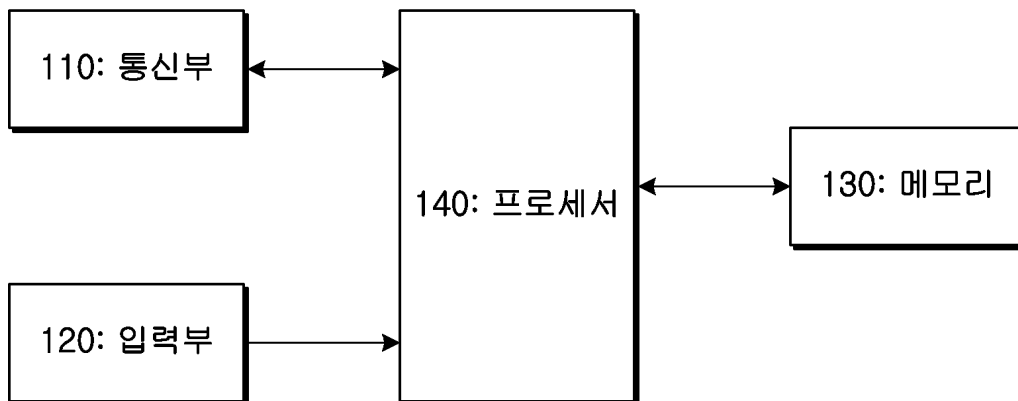
(54) 발명의 명칭 경사 생성 신경망을 사용한 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치 및 그 동작방법

(57) 요약

본 발명은, 메모리 및 상기 메모리와 연동하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 입력 데이터를 경사 생성 신경망으로 학습 데이터를 생성하고, 경사 역전파 신경망으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성하여, 상기 경사 손실 함수에 대응되게 상기 경사 생성 신경망의 변수를 조절하여 학습하는 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치를 제공한다.

대표도 - 도1

100



(52) CPC특허분류

G06N 3/0475 (2023.01)

G06N 3/048 (2023.01)

G06N 3/0985 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711164717
과제번호	2021R1A2C1009776
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	신원 아이디를 보존하는 생체 이미지 생성 인공지능 네트워크 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	조선대학교 산학협력단
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

메모리; 및

상기 메모리와 연동하는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는,

입력 데이터를 경사 생성 신경망으로 학습 데이터를 생성하고, 경사 역전파 신경망으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성하여, 상기 경사 손실 함수에 대응되게 상기 경사 생성 신경망의 변수를 조절하여 학습하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 경사 생성 신경망의 변수를 상기 경사 역전파 신경망의 변수로 적용하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 경사 생성 신경망의 변수는,

선형 함수 및 활성화 함수이며,

상기 경사 역전파 신경망의 변수는,

상기 선형 함수의 편미분 및 상기 활성화 함수의 미분으로 다층 구조의 역전파 기법을 적용하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 메모리에 저장된 데이터들 중 선택한 상기 입력 데이터 및 상기 참조 데이터로 상기 경사 생성 신경망을 학습하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치.

청구항 5

메모리 및 상기 메모리와 연동하는 프로세서를 포함하는 전자 장치의 동작방법에 있어서,

상기 프로세서가, 데이터 스페이스 내에서 입력 데이터를 경사 생성 신경망으로 학습 데이터를 생성하는 단계;

상기 프로세서가, 경사 역전파 신경망으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 연산하는 단계;

상기 프로세서가, 상기 학습 데이터와 상기 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성하는 단계; 및

상기 프로세서가, 상기 경사 손실 함수에 대응되게 상기 경사 생성 신경망의 변수를 조절하여 학습하는 단계를 포함하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 동작방법.

청구항 6

제 5 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 경사 생성 신경망의 변수를 상기 경사 역전파 신경망의 변수로 적용하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 동작방법.

청구항 7

제 5 항에 있어서,

상기 경사 생성 신경망의 변수는,

선형 함수 및 활성화 함수이며,

상기 경사 역전파 신경망의 변수는,

상기 선형 함수의 편미분 및 상기 활성화 함수의 미분으로 다층 구조의 역전파 기법을 적용하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 동작방법.

청구항 8

제 5 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 메모리에 저장된 데이터들 중 선택한 상기 입력 데이터 및 상기 참조 데이터로 상기 경사 생성 신경망을 학습하는,

데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 동작방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치 및 그 동작방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는, 경사 생성 신경망을 학습하기 용이한 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치 및 그 동작방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 일반적으로, 신경망 최적화 기법에서 사용하는 경사 하강법(Gradient Descent) 알고리즘은 에러 함수를 미분해서 에러가 줄어드는 방향으로 가중치(weight)을 움직이는 방법으로, 전체 데이터 셋을 이용하기 때문에 에러를 계산하는 경우 학습하는데 시간이 오래 걸리는 문제점을 포함하고 있다.

[0003] 따라서, 시간이 오래 걸리는 문제점을 해결하기 위해서, 최근에는 반복 당 하나의 데이터 셋(배치크기 1)을 사용하는 확률적 경사 하강법 (Stochastic Gradient Descent, SGD)과 무작위로 선택한 데이터 셋 단위인 미니 배치(배치크기 10~1000)을 사용하는 미니 배치 확률적 경사 하강법 (Mini-batch Stochastic Gradient Descent)을 사용하고 있다.

[0004] 이 경우에는 데이터 셋 전체를 다 반영하여 업데이트를 하는 것이 아니라 데이터 셋의 일부분을 보고 업데이트를 진행하기 때문에 더 빠른 업데이트가 가능하다. 하지만 이러한 경사 하강법의 사용에 있어서 신경망의 최적화는 전역 최소값(Global Minima)에 도달하지 못하고 지역 최소값(Local Minima)에 안착할 수 있는 문제점이 존재한다.

[0005] 즉, 기존의 확률적 경사 하강법의 경우 상기 언급된 지역 최소값에 안착할 수 있는 문제와 더불어 최적화에 소

요되는 시간의 두 가지 문제점이 있기 때문에 이를 발전시킨 여러 가지 신경망 최적화 알고리즘이 존재한다.

[0006] 여러 가지 신경망 최적화 알고리즘의 경우에도 경사 하강법에 사용되는 알고리즘 그 자체의 복잡성 및 미니 배치의 반복 계산으로 인하여 학습에 엄청난 시간이 소모되며, 또한 병렬 컴퓨팅 등의 고비용의 연산 처리 능력을 필요로 한다.

[0007] 최근들어, 학습률 속도 증대 및 소비 전력 절감, 칩 면적 감소 등을 위해서, 경사 하강법에 사용되는 알고리즘을 최적화 하기 위한 여러 가지 방법들이 연구되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명의 목적은, 경사 생성 신경망을 학습하기 용이한 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치 및 그 동작방법을 제공함에 있다.

[0009] 또한, 본 발명의 목적은, 생성하고자 하는 목표 데이터와 참조 데이터의 잠복(latent) 변수의 손실 경사가 데이터 차이의 경사와 동일해지도록 학습할 수 있는 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치 및 그 동작방법을 제공함에 있다.

[0010] 본 개시의 실시예의 목적은 이상에서 언급한 과제에 한정되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 발명의 실시 예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허 청구 범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치는, 메모리 및 상기 메모리와 연동하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 입력 데이터를 경사 생성 신경망으로 학습 데이터를 생성하고, 경사 역전과 신경망으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성하여, 상기 경사 손실 함수에 대응되게 상기 경사 생성 신경망의 변수를 조절하여 학습할 수 있다.

[0012] 상기 프로세서는, 상기 경사 생성 신경망의 변수를 상기 경사 역전과 신경망의 변수로 적용할 수 있다.

[0013] 상기 경사 생성 신경망의 변수는, 선형 함수 및 활성화 함수이며, 상기 경사 역전과 신경망의 변수는, 상기 선형 함수의 편미분 및 상기 활성화 함수의 미분으로 다층 구조의 역전과 기법을 적용할 수 있다.

[0014] 상기 프로세서는, 상기 메모리에 저장된 데이터들 중 선택한 상기 입력 데이터 및 상기 참조 데이터로 상기 경사 생성 신경망을 학습할 수 있다.

[0015] 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 동작방법은, 메모리 및 상기 메모리와 연동하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서가, 데이터 스페이스 내에서 입력 데이터를 경사 생성 신경망으로 학습 데이터를 생성하는 단계, 상기 프로세서가, 경사 역전과 신경망으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 연산하는 단계, 상기 프로세서가, 상기 학습 데이터와 상기 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성하는 단계 및 상기 프로세서가, 상기 경사 손실 함수에 대응되게 상기 경사 생성 신경망의 변수를 조절하여 학습하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 프로세서는, 상기 경사 생성 신경망의 변수를 상기 경사 역전과 신경망의 변수로 적용할 수 있다.

[0017] 상기 경사 생성 신경망의 변수는, 선형 함수 및 활성화 함수이며, 상기 경사 역전과 신경망의 변수는, 상기 선형 함수의 편미분 및 상기 활성화 함수의 미분으로 다층 구조의 역전과 기법을 적용할 수 있다.

[0018] 상기 프로세서는, 상기 메모리에 저장된 데이터들 중 선택한 상기 입력 데이터 및 상기 참조 데이터로 상기 경사 생성 신경망을 학습할 수 있다.

발명의 효과

[0019] 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치 및 그 동작방법은, 경사 생성 신경망에서 생성한 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 목표 경사에 수렴되게 경사 역전과 신경망으로 경사 손실 함수를 생성하고, 경사 손실 함수에 대응되게 경사 생성 신경망을 학습하도록 함으로써, 적대적 공격 노이즈에 강하고, 학습 데이

터 수가 작아도 오버 피팅 문제를 해결할 수 있는 이점이 있다.

[0020] 또한, 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치 및 그 동작방법은, encoder 신경망 및 decoder 신경망으로 구분된 일반적인 오토 인코더(autoencoder)를 하나의 신경망이 순전파(forwardpass)동작을 수행하여 잠복(latent) 변수를 계산할 때 encoder 역할을 수행하고, 경사를 계산하는 역전파(backwardpass) 동작을 수행하여 decoder 역할을 수행할 수 있는 이점이 있다.

[0021] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 제어 구성을 나타낸 제어 블록도이다.

도 2 및 도 3은 도 1에 나타낸 프로세서의 신경망 학습 알고리즘을 나타낸 예시도이다.

도 4는 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 동작방법을 나타낸 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 본 개시 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성요소를 지칭한다. 본 개시가 실시예들의 모든 요소들을 설명하는 것은 아니며, 본 개시가 속하는 기술분야에서 일반적인 내용 또는 실시예들 간에 중복되는 내용은 생략한다. 명세서에서 사용되는 '부, 모듈, 부재, 블록'이라는 용어는 소프트웨어 또는 하드웨어로 구현될 수 있으며, 실시예들에 따라 복수의 '부, 모듈, 부재, 블록'이 하나의 구성요소로 구현되거나, 하나의 '부, 모듈, 부재, 블록'이 복수의 구성요소들을 포함하는 것도 가능하다.

[0024] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 직접적으로 연결되어 있는 경우 뿐 아니라, 간접적으로 연결되어 있는 경우를 포함하고, 간접적인 연결은 무선 통신망을 통해 연결되는 것을 포함한다.

[0025] 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0026] 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 "상에" 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.

[0027] 제 1, 제 2 등의 용어는 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위해 사용되는 것으로, 구성요소가 전술된 용어들에 의해 제한되는 것은 아니다.

[0028] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 예외가 있지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.

[0029] 각 단계들에 있어 식별부호는 설명의 편의를 위하여 사용되는 것으로 식별부호는 각 단계들의 순서를 설명하는 것이 아니며, 각 단계들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않는 이상 명기된 순서와 다르게 실시될 수 있다.

[0030] 이하 첨부된 도면들을 참고하여 본 개시의 작용 원리 및 실시예들에 대해 설명한다.

[0031] 도 1은 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 제어 구성을 나타낸 제어 블록도이고, 도 2 및 도 3은 도 1에 나타낸 프로세서의 신경망 학습 알고리즘을 나타낸 예시도이다.

[0032] 전자 장치(100)는 학습 데이터를 이용하여 기계 학습을 수행할 수 있는 장치로서, 인공 신경망으로 구성된 모델을 이용하여 학습하는 장치를 포함할 수 있다.

[0033] 즉, 전자 장치(100)는 데이터 마이닝, 데이터 분석, 지능형 의사 결정 및 기계 학습 알고리즘을 위해 이용될 정보를 수신, 분류, 저장 및 출력하도록 구성될 수 있다. 여기서, 기계 학습 알고리즘은 딥 러닝 알고리즘을 포함할 수 있다.

[0034] 전자 장치(100)는 적어도 하나의 외부 장치(미도시) 또는 단말기(미도시)와 통신할 수 있고, 외부 장치를 대신하여 혹은 도와 데이터를 분석하거나 학습하여 결과를 도출할 수 있다. 여기서, 다른 장치를 도운다는 의미는 분산 처리를 통한 연산력의 분배를 의미할 수 있다.

[0035] 전자 장치(100)는 인공 신경망을 학습하기 위한 다양한 장치로서, 통상적으로 서버를 의미할 수 있고, 신경망

학습 장치 또는 신경망 학습 서버 등으로 지칭할 수 있다.

- [0036] 특히, 전자 장치(100)는 단일한 서버뿐만 아니라 복수의 서버 세트, 클라우드 서버 또는 이들의 조합 등으로 구현될 수 있다.
- [0037] 즉, 전자 장치(100)는 복수로 구성되어 신경망 학습 장치 세트(혹은 클라우드 서버)를 구성할 수 있고, 신경망 학습 장치 세트에 포함된 적어도 하나 이상의 전자 장치(100)는 분산 처리를 통하여 데이터 분석 또는 학습하여 결과를 도출할 수 있다.
- [0038] 전자 장치(100)는 주기적으로 혹은 요청에 의하여 외부 장치(미도시)에 기계 학습 또는 딥 러닝에 의하여 학습한 모델을 전송할 수 있다.
- [0039] 도 1 내지 도 3을 참조하면, 전자 장치(100)는 통신부(110), 입력부(120), 메모리(130) 및 프로세서(140)를 포함할 수 있다.
- [0040] 통신부(110)는 무선 통신부(미도시) 및 인터페이스부(미도시)를 포함하는 구성을 의미할 수 있다.
- [0041] 즉, 통신부(110)는 유무선 통신이나 인터페이스를 통하여 다른 장치와 데이터를 송수신할 수 있다.
- [0042] 입력부(120)는 신경망 학습을 위한 입력 데이터 또는 학습된 모델(a trained model)을 이용하여 출력을 획득하기 위한 출력 데이터 등을 획득할 수 있다.
- [0043] 입력부(120)는 가공되지 않은 입력 데이터를 획득할 수도 있으며, 이 경우 프로세서(140)는 획득한 입력 데이터를 전처리하여 모델 학습에 입력이 가능한 훈련 데이터 또는 전처리된 입력 데이터를 생성할 수 있다.
- [0044] 이때, 입력부(120)에서 수행하는 입력 데이터에 대한 전처리는, 입력 데이터로부터 입력 특징점(input feature)을 추출하는 것을 의미할 수 있다.
- [0045] 또한, 입력부(120)는 통신부(110)를 통하여 데이터를 수신함으로써 데이터를 획득할 수도 있다.
- [0046] 메모리(130)는 프로세서(140)에서 학습된 신경망 모델 및 신경망에서 학습한 출력 데이터를 저장할 수 있다.
- [0047] 프로세서(140)는 메모리(130)에 저장된 신경망으로 입력 데이터를 학습하여, 신경망의 변수를 조절 또는 업데이트할 수 있다.
- [0048] 상기 신경망은 도 2 및 도 3에 공통적으로 나타낸 바와 같이 경사 생성 신경망 및 경사 역전파 신경망을 포함할 수 있으며, 이에 한정을 두지 않는다.
- [0049] 프로세서(140)는 신경망을 통해 입력되는 학습 데이터를 학습하는 오토 인버터(이하, "프로세서"로 칭함)를 포함할 수 있으며, 신경망을 통해 영상 이미지(이하, "입력 데이터"라 칭함)가 입력되면, 경사 생성 신경망(150)을 통해 입력 데이터에서 중요한 특징들을 추출하고, 이렇게 추출된 중요 특징들을 경사 역전파 신경망(160)을 통해 복원시켜 출력한다.
- [0050] 이때, 프로세서(140)는 경사 생성 신경망(150) 및 경사 역전파 신경망(160)에서 출력된 출력 데이터가 상기 입력 데이터와 동일하게 되도록 학습할 수 있다.
- [0051] 여기서, 경사 생성 신경망(150)은 중요 특징 맵을 추출하는 인버터일 수 있으며, 경사 역전파 신경망(160)은 상기 경사 생성 신경망에서 추출한 중요 특징 맵을 복원하는 디코더일 수 있으며, 이에 한정을 두지 않는다.
- [0052] 프로세서(140)는 입력 데이터를 경사 생성 신경망(150)으로 학습 데이터를 생성하고, 경사 역전파 신경망(160)으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 연산하고, 상기 학습 데이터와 상기 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성할 수 있다.
- [0053] 이때, 프로세서(140)는 상기 경사 손실 함수에 대응되게 상기 경사 생성 신경망(150)의 변수를 조절 또는 업데이트하여 학습을 수행할 수 있다.
- [0054] 경사 생성 신경망(150)은 선형함수(W_i, W_f) 및 활성화 함수($g(y_i)$)으로 입력 데이터에서 중요 특징 맵을 추출한 학습 데이터를 출력할 수 있다.
- [0055] 프로세서(140)는 아래의 [수학식 1] 및 [수학식 2]를 기반으로 경사 생성 신경망(150)을 학습할 수 있다.

수학식 1

[0056]
$$\text{sgn}(\nabla_{\mathbf{r}} \mathcal{L}_{\text{latent}}) = \text{sgn}(\nabla_{\mathbf{r}} \mathcal{L}_{\text{data}}) \quad \forall \mathbf{r} \in \mathcal{R}^N$$

[0057] 프로세서(140)는 데이터 스페이스 안에서 경사 생성 신경망(150)에서 학습한 학습 데이터 및 참조 데이터 사이의 경사를 설정된 데이터 차이 함수의 참조 데이터 경사와 양수 음수 제로 사인이 같게 학습한다.

[0058] 위 조건의 예시로, 프로세서(140)는 데이터 스페이스안에서 경사 생성 신경망(150)의 학습 데이터 및 참조 데이터 사이의 경사가 데이터 차이 함수의 참조 데이터 경사, 즉 목표 경사에 수렴되게 학습하는 것을 나타낼 수 있다.

수학식 2

[0059]
$$\nabla_{\mathbf{r}} \mathcal{L}_{\text{latent}} = \nabla_{\mathbf{r}} \mathcal{L}_{\text{data}} \quad \forall \mathbf{r} \in \mathcal{R}^N$$

[0060] $\mathcal{L}_{\text{latent}}(\Phi(\mathbf{x}), \Phi(\mathbf{r}))$: 경사 생성 신경망 산출의 차이 함수 $\nabla_{\mathbf{r}}$: 참조 데이터의 경사 $\mathcal{R}^N$: 데이터 스페이스
 $\mathcal{L}_{\text{data}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})$: 데이터 차이 함수 $\mathbf{x}$: 생성 목표 데이터 $\mathbf{r}$: 참조 데이터

[0061] 프로세서(140)는 상술한 [수학식 1] 및 [수학식 2]를 전제로하여 아래의 [수학식 3]과 같이 학습할 수 있다.

수학식 3

[0062]
$$\arg \min_{\theta} E_{\mathbf{x}, \mathbf{r}} [\mathcal{L}_{\text{grad}}(\nabla_{\mathbf{r}} \mathcal{L}_{\text{latent}}, \nabla_{\mathbf{r}} \mathcal{L}_{\text{data}})]$$

$$\forall \mathbf{x} \in \mathcal{X}, \mathbf{r} \in \mathcal{R}^N$$

[0063] θ : 경사 생성 신경망의 학습가능한 변수 $\mathcal{L}_{\text{grad}}$: 경사 차이 함수 $\mathcal{X}$: 학습 데이터 세트

[0064] 즉, [수학식 3]은 모든 데이터 샘플과 데이터 스페이스에서 경사 생성 신경망(150)의 학습 데이터 및 참조 데이터 사이의 경사를 목표 경사로 수렴하게 경사 생성 신경망(150)을 학습할 수 있다.

[0065] 경사 역전과 신경망(160)은 경사 생성 신경망(150)에서 출력된 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 연산하고, 선형 함수의 편미분(W_{IT} , W_{IT}) 및 활성화 함수의 미분($g'(y_1)$)으로 경사 손실 함수를 생성할 수 있다.

[0066] 이때, 경사 생성 신경망(150) 및 경사 역전과 신경망(160)은 변수, 예를 들어, 선형함수(W_1 , W_f), 활성화 함수($g(y_1)$)를 서로 공유할 수 있으며, 이에 한정을 두지 않는다.

[0067] 경사 역전과 신경망(160)은 다층 구조의 역전과 기법이 적용될 수 있다.,

[0068] 프로세서(140)는 메모리(130)에 저장된 데이터들 중 선택한 입력 데이터 및 참조 데이터로 경사 생성 신경망(150)을 학습할 수 있다.

[0069] 또한, 프로세서(140)는 경사 역전과 신경망(160)을 학습하는 동안 부수적으로 입력 데이터를 분류할 수 있는 분류 손실함수를 추가적으로 생성할 수 있으며, 분류 손실함수는 적대적 공격 노이즈(adversarial attack noise)에 강하도록 분류 신경망을 업데이트할 수 있다.

[0070] 또한, 프로세서(140)는 도 3에 나타난 바와 같이 경사 역전과 신경망(150)에서 생성하고자 하는 목표 데이터와 참조 데이터의 잠복(latent) 변수의 손실 경사가 데이터 차이의 경사와 동일해지도록, 목표 잠복 변수를 경사 역전과 신경망(150)에 적용할 수 있다.

[0071] 이때, 경사 역전과 신경망(150)은 상기 목표 잠복 변수를 기반으로 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사가

데이터 차이 함수의 참조 데이터 경사, 즉 목표 경사에 수렴되게 학습할 수 있다.

- [0072] 도 4는 본 발명에 따른 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치의 동작방법을 나타낸 순서도이다.
- [0073] 도 4를 참조하면, 데이터 생성 및 분류 학습 전자 장치(100)의 프로세서(140)는 데이터 스페이스 내에서 입력 데이터를 경사 생성 신경망(150)으로 학습 데이터를 생성할 수 있다(S210).
- [0074] 프로세서(140)는 경사 역전과 신경망(160)으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 연산할 수 있다(S220).
- [0075] 프로세서(140)는 상기 학습 데이터와 상기 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성할 수 있다(S230).
- [0076] 프로세서(140)는 상기 경사 손실 함수에 대응되게 경사 생성 신경망(150)의 변수를 조절하여 학습할 수 있다(S240).
- [0077] 즉, 프로세서(140)는 입력 데이터를 경사 생성 신경망(150)으로 학습 데이터를 생성하고, 경사 역전과 신경망(160)으로 상기 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 연산하고, 상기 학습 데이터와 상기 참조 데이터 사이의 경사가 목표 경사로 수렴되게 경사 손실 함수를 생성할 수 있다.
- [0078] 이때, 프로세서(140)는 상기 경사 손실 함수에 대응되게 상기 경사 생성 신경망(150)의 변수를 조절 또는 업데이트하여 학습을 수행할 수 있다.
- [0079] 경사 생성 신경망(150)은 선형함수(W_1, W_f) 및 활성화 함수($g(y_1)$)으로 입력 데이터에서 중요 특징 맵을 추출한 학습 데이터를 출력할 수 있다.
- [0080] 경사 역전과 신경망(160)은 경사 생성 신경망(150)에서 출력된 학습 데이터와 참조 데이터 사이의 경사를 연산하고, 선형 함수의 편미분(W_{IT}, W_{fT}) 및 활성화 함수의 미분($g'(y_1)$)으로 경사 손실 함수를 생성할 수 있다.
- [0081] 이때, 경사 생성 신경망(150) 및 경사 역전과 신경망(160)은 변수, 예를 들어, 선형함수(W_1, W_f), 활성화 함수($g(y_1)$)를 서로 공유할 수 있으며, 이에 한정을 두지 않는다.
- [0082] 이상 설명된 본 개시에 따른 실시 예는 컴퓨터 상에서 다양한 구성요소를 통하여 실행될 수 있는 컴퓨터 프로그램의 형태로 구현될 수 있으며, 이와 같은 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터로 판독 가능한 매체에 기록될 수 있다. 이때, 매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM 및 DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical medium), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은, 프로그램 명령어를 저장하고 실행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다.
- [0083] 한편, 상기 컴퓨터 프로그램은 본 개시를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야의 통상의 기술자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수 있다. 컴퓨터 프로그램의 예에는, 컴파일러에 의하여 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용하여 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함될 수 있다.
- [0084] 본 개시의 명세서(특히 특허청구범위에서)에서 "상기"의 용어 및 이와 유사한 지시 용어의 사용은 단수 및 복수 모두에 해당하는 것일 수 있다. 또한, 본 개시에서 범위(range)를 기재한 경우 상기 범위에 속하는 개별적인 값을 적용한 발명을 포함하는 것으로서(이에 반하는 기재가 없다면), 발명의 상세한 설명에 상기 범위를 구성하는 각 개별적인 값을 기재한 것과 같다.
- [0085] 본 개시에 따른 방법을 구성하는 단계들에 대하여 명백하게 순서를 기재하거나 반하는 기재가 없다면, 상기 단계들은 적당한 순서로 행해질 수 있다. 반드시 상기 단계들의 기재 순서에 따라 본 개시가 한정되는 것은 아니다. 본 개시에서 모든 예들 또는 예시적인 용어(예들 들어, 등등)의 사용은 단순히 본 개시를 상세히 설명하기 위한 것으로서 특허청구범위에 의해 한정되지 않는 이상 상기 예들 또는 예시적인 용어로 인해 본 개시의 범위가 한정되는 것은 아니다. 또한, 통상의 기술자는 다양한 수정, 조합 및 변경이 부가된 특허청구범위 또는 그 균등물의 범주 내에서 설계 조건 및 팩터에 따라 구성될 수 있음을 알 수 있다.
- [0086] 이상에서와 같이 첨부된 도면을 참조하여 개시된 실시예들을 설명하였다. 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 개시의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고도, 개시된 실시예들과 다른 형태로 본 개시가 실시될 수 있음을 이해할 것이다. 개시된 실시예들은 예시적인 것이며, 한정적으로 해석되어서는

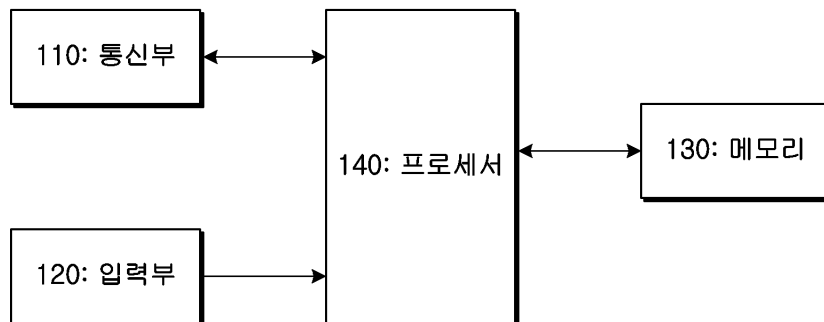
는 안된다.

부호의 설명

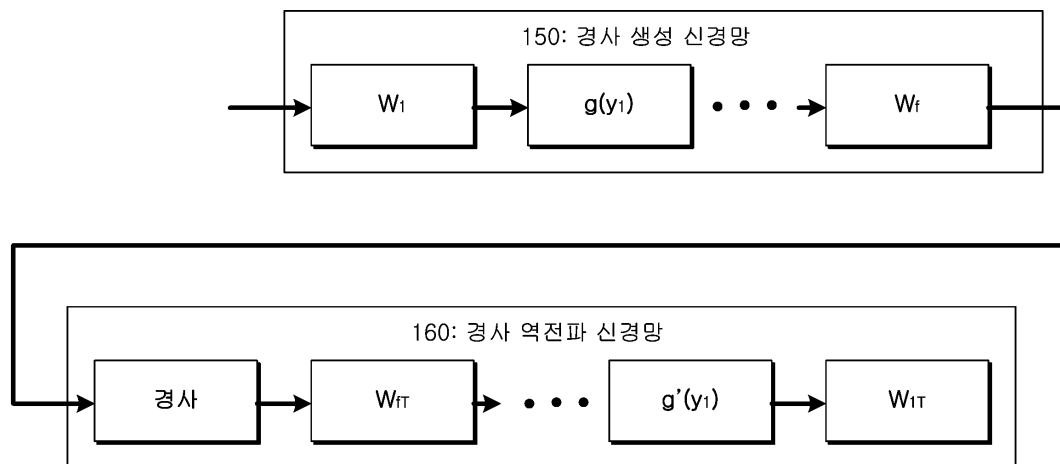
도면

도면1

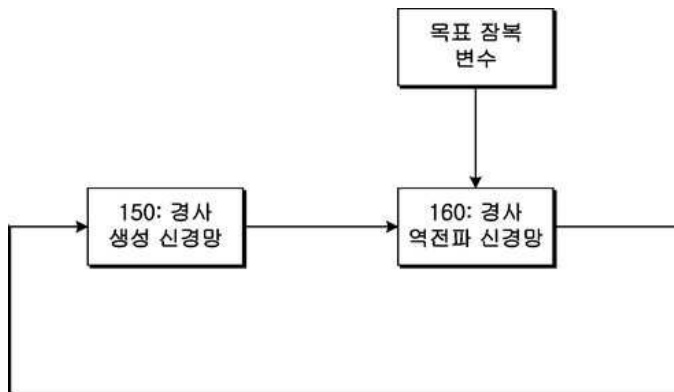
100



도면2



도면3



도면4

