(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0140438
(43) 공개일자 2024년09월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/0475 (2023.01) *G06N 3/09* (2023.01)
G06N 3/094 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/0475 (2023.01)
G06N 3/09 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0034837
(22) 출원일자 2023년03월16일
심사청구일자 2023년03월16일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
윤성환
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)
유위범
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)
(74) 대리인
특허법인 수

전체 청구항 수 : 총 26 항

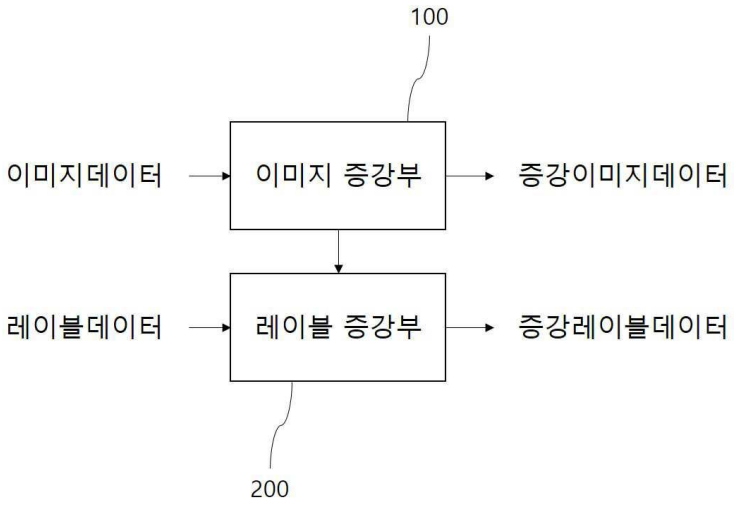
(54) 발명의 명칭 **데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 이미지데이터에 잡음을 부가하고 레이블을 재조정하여 인공지능 모델이 강인한 학습을 수행하도록 할 수 있고, 부가된 잡음 간 중첩되지 않도록 하여 잡음으로 인한 이미지데이터의 품질 열화를 최소화하며 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법에 관한 것이다.

본 발명의 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치는 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 이미지 증강부 및 레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 레이블 증강부로 이루어진다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06N 3/094 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711169479
과제번호 2021R1C1C1012797
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)
연구과제명 소수의 학습 데이터로 상황에 적합한 연속적인 학습이 가능한 인공지능 알고리즘 개발 연구
기 여 율 85.00/100
과제수행기관명 울산과학기술원
연구기간 2022.03.01 ~ 2023.02.28
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711152473
과제번호 2020-0-01336-003
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 정보통신방송혁신인재양성
연구과제명 인공지능대학원지원(울산과학기술원)
기 여 율 10.00/100
과제수행기관명 울산과학기술원
연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711179301
과제번호 00156361
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 정보통신방송혁신인재양성
연구과제명 지역지능화혁신인재양성(울산과학기술원)
기 여 율 5.00/100
과제수행기관명 울산과학기술원
연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 이미지 증강부; 및

레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 레이블 증강부;를 포함하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 이미지 증강부는, 상기 이미지데이터에 잡음을 포함시켜 증강시키는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 이미지 증강부는, 상기 잡음을 생성하는 방향 벡터를 우선 생성하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 4

제 3항에 있어서,

방향 벡터는 입력 이미지의 차원에서 균일하게 무작위로 표본을 뽑는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 5

제 4항에 있어서,

상기 이미지 증강부는, 상기 방향 벡터의 길이를 생성하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 잡음은 추출한 표본 방향 벡터의 방향으로 잘린 정규 분포 (truncated Gaussian)을 추출해 잡음의 강도를 정하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 7

제 6항에 있어서,

상기 가우시안 잡음의 표준편차는 상기 방향 벡터의 길이보다 적은 값을 사용하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 8

제 7항에 있어서,

상기 잡음은 이미지 증강곡선에 따라 생성하며, 다음과 같은 수학식으로 정의되는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

$$p(z) = N_{trunc}(z; \varepsilon, \sigma, \varepsilon + \tau, \varepsilon - \tau)$$

여기서,

N_{trunc} : truncated Gaussian distribution,

ε : 평균,

σ : 표준편차,

τ : truncated 길이.

청구항 9

제 1항에 있어서,

상기 레이블 증강부는 상기 레이블데이터를 레이블 증강곡선에 따라 스무딩(smoothing) 형태로 조정하여 상기 증강레이블데이터를 산출하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 10

제 4항 또는 제 9항에 있어서,

레이블 증강곡선은 상기 이미지데이터로부터 상기 잡음을 생성하는 상기 방향 벡터의 길이까지 일정한 값으로 상기 증강레이블데이터를 산출하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 11

제 10항에 있어서,

상기 일정한 값은 상기 이미지데이터의 클래스 개수의 역수를 사용하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 12

제 11항에 있어서,

상기 레이블 증강곡선은 상기 이미지데이터로부터 상기 방향 벡터의 길이 이후는 서서히 감소하는 값으로 상기 증강레이블데이터를 산출하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

청구항 13

제 12항에 있어서,

상기 레이블 증강곡선은 다음과 같은 수학식으로 정의되는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치.

$$s(z;\tau,\xi,C) = \begin{cases} e^{-\lambda(z-\epsilon)} & \text{if } z \geq \epsilon \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{and } \lambda = \frac{1}{\tau-\epsilon}\ln\frac{C}{1+\xi C}$$

여기서,

ε : 스무딩 지점,

C : 클래스 개수,

τ : 스무딩 길이,

ξ : 튜닝 상수.

청구항 14

이미지 증강부에서 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 이미지 증강단계; 및

레이블 증강부에서 레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 레이블 증강단계;를 포함하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 15

제 14항에 있어서,

상기 이미지 증강단계에서는, 상기 이미지데이터에 잡음을 포함시켜 증강시키는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 16

제 15항에 있어서,

상기 이미지 증강단계에서는, 상기 잡음을 생성하는 방향 벡터를 우선 생성하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 17

제 16항에 있어서,

상기 이미지 증강단계에서, 상기 방향 벡터는 입력 이미지의 차원에서 균일하게 무작위로 표본을 뽑는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 18

제 17항에 있어서,

상기 이미지 증강단계에서는, 상기 방향 벡터의 길이를 생성하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 19

제 18항에 있어서,

잡음은 추출한 표본 방향 벡터의 방향으로 잘린 정규 분포 (truncated Gaussian)을 추출해 잡음의 강도를 정하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 20

제 19항에 있어서,

상기 가우시안 잡음의 표준편차는 상기 방향 벡터의 길이보다 적은 값을 사용하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 21

제 20항에 있어서,

상기 잡음은 이미지 증강곡선에 따라 생성하며, 다음과 같은 수학식으로 정의되는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

$$p(z) = N_{trunc}(z; \varepsilon, \sigma, \varepsilon + \tau, \varepsilon - \tau)$$

여기서,

N_{trunc} : truncated Gaussian distribution,

ε : 평균,

σ : 표준편차,

τ : truncated 길이.

청구항 22

제 14항에 있어서,

상기 레이블 증강단계에서는 상기 레이블데이터를 레이블 증강곡선에 따라 스무딩(smoothing) 형태로 조정하여 상기 증강레이블데이터를 산출하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 23

제 17항 또는 제 22항에 있어서,

상기 레이블 증강곡선은 상기 이미지데이터로부터 상기 잡음을 생성하는 상기 방향 벡터의 길이까지 일정한 값으로 상기 증강레이블데이터를 산출하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 24

제 23항에 있어서,

상기 일정한 값은 상기 이미지데이터의 클래스 개수의 역수를 사용하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 25

제 24항에 있어서,

상기 레이블 증강곡선은 상기 이미지데이터로부터 상기 방향 벡터의 길이 이후는 서서히 감소하는 값으로 상기 증강레이블데이터를 산출하는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

청구항 26

제 25항에 있어서,

상기 레이블 증강곡선은 다음과 같은 수학식으로 정의되는 것을 특징으로 하는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법.

$$s(z;\tau,\xi,C)=\begin{cases}e^{-\lambda(z-\epsilon)} & \text{if } z\geq\epsilon \\ 1 & \text{otherwise}\end{cases} \quad \text{and } \lambda=\frac{1}{\tau-\epsilon}\ln\frac{C}{1+\xi C}$$

여기서,

ε : 스무딩 지점,

C : 클래스 개수,

τ : 스무딩 길이,

ξ : 튜닝 상수.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법에 관한 것으로, 상세하게는 인공지능 모델이 강인한 학습을 수행하도록 학습을 위한 이미지데이터에 잡음을 부가하는 것이다.

[0002] 또한, 본 발명은 부가된 잡음 간 중첩되지 않도록 하여 잡음으로 인한 이미지데이터의 품질 열화를 최소화할 수 있는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 딥러닝 알고리즘은 인간 뇌의 뉴런들이 모여 신호를 전달하는 프로세스를 모델링하여 만든 알고리즘으로 인간의 뇌에서 진행되는 의사결정 과정을 모방한 인공 신경망(Artificial Neural Network)구조를 통해 학습을 한다.

[0004] 딥러닝은 수집된 수많은 데이터를 사용하여 주어진 입력에 대해 올바른 출력을 위해 데이터 자체의 중요한 특징을 기계 스스로 학습을 한다. 따라서, 딥러닝은 성능 향상을 위해서 풍부한 학습 데이터를 확보하는 것이 중요한 요소 중 하나다.

[0005] 종래에는 많은 학습데이터를 확보하기 위해 하나의 이미지를 이동, 확대/축소, 좌우반전, 상하반전, 회전, 밝기 조절 등의 방식을 이용하였다. 또한, 종래의 학습 데이터 증강 방식은 학습 데이터의 다양성 확보에 제약이 있고 주변 환경의 특징을 반영하지 못해 생성된 이미지의 품질이 낮아진다는 단점이 있어 이를 극복하려는 노력이 지속되어 왔다.

[0006] 그 일례로, 대한민국 공개특허공보 제10-2021-7013553호에서는 카메라 세트로 이미지를 캡처하고 각 이미지에 대해 증강 이미지를 생성하여 증강 훈련 이미지로 학습을 수행하며 훈련 출력을 예측하는 증강 데이터로 기계 모델을 훈련하기 위한 시스템 및 방법에 대해 제안하였다.

[0007] 그러나 이 경우에도 잡음에 대해 고려를 하지 않아 잡음 발생 시 이미지의 클래스를 구분하는 정확도가 떨어지는 단점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2021-7013553호(2019.10.10)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명의 목적은, 이미지데이터에 잡음을 부가하고 레이블을 재조정하여 인공지능 모델이 강인한 학습을 수행하도록 할 수 있는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

[0010] 본 발명은 부가된 잡음 간 중첩되지 않도록 하여 잡음으로 인한 이미지데이터의 품질 열화를 최소화하고 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있는 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법을 제공하는데 또 다른 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치는 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 이미지 증강부 및 레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 레이블 증강부를 포함할 수 있다.

[0012] 여기서, 이미지 증강부는 이미지데이터에 잡음을 포함시켜 증강시키는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0013] 또한, 이미지 증강부는 잡음을 생성하는 방향 벡터를 우선 생성할 수 있다

[0014] 여기서, 방향 벡터는 입력 이미지의 차원에서 균일하게 무작위로 표본을 뽑는다.

[0015] 여기서, 이미지 증강부는 방향 벡터의 길이를 생성할 수 있다.

[0016] 또한, 잡음은 추출한 표본 방향 벡터의 방향으로 잘린 정규 분포 (truncated Gaussian)을 추출해 잡음의 강도를 정한다.

[0017] 또한, 가우시안 잡음의 표준편차는 방향 벡터의 길이보다 적은 값을 사용할 수 있다.

[0018] 여기서, 잡음은 이미지 증강곡선에 따라 생성하며, 다음과 같은 수학식으로 정의될 수 있다.

[0019] $$p(z) = N_{trunc}(z; \varepsilon, \sigma, \varepsilon + \tau, \varepsilon - \tau)$$

[0020] 여기서,

[0021] N_{trunc} : truncated Gaussian distribution,

[0022] ε : 평균,

[0023] σ : 표준편차,

[0024] τ : truncated 길이.

[0026] 또한, 레이블 증강부는 레이블데이터를 레이블 증강곡선에 따라 스무딩(smoothing) 형태로 조정하여 증강레이블데이터를 산출할 수 있다.

[0027] 여기서, 레이블 증강곡선은 이미지데이터로부터 잡음을 생성하는 방향 벡터의 길이까지 일정한 값으로 증강레이블데이터를 산출할 수 있다.

[0028] 또한, 일정한 값은 이미지데이터의 클래스 개수의 역수를 사용할 수 있다.

[0029] 여기서, 레이블 증강곡선은 이미지데이터로부터 방향 벡터의 길이 이후는 서서히 감소하는 값으로 증강레이블데이터를 산출할 수 있다.

[0030] 또한, 레이블 증강곡선은 다음과 같은 수학식으로 정의될 수 있다.

[0031] $$s(z; \tau, \xi, C) = \begin{cases} e^{-\lambda(z-\epsilon)} & \text{if } z \geq \epsilon \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{and } \lambda = \frac{1}{\tau - \epsilon} \ln \frac{C}{1 + \xi C}$$

[0032] 여기서,

[0033] ε : 스무딩 지점,

[0034] C : 클래스 개수,

[0035] τ : 스무딩 길이,

[0036] ξ : 튜닝 상수.

[0038] 본 발명의 다른 실시예에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법은 이미지 증강부에서 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 이미지 증강단계 및 레이블 증강부에서 레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 레이블 증강단계를 포함할 수 있다.

[0039] 여기서, 이미지 증강단계에서는 이미지데이터에 잡음을 포함시켜 증강시키는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0040] 또한, 이미지 증강단계에서는 잡음을 생성하는 방향 벡터를 우선 생성할 수 있다.

[0041] 여기서, 방향 벡터는 입력 이미지의 차원에서 균일하게 무작위로 표본을 뽑는다.

[0042] 여기서, 이미지 증강단계에서는 방향 벡터의 길이를 생성할 수 있다.

[0043] 또한, 잡음은 추출한 표본 방향 벡터의 방향으로 잘린 정규 분포 (truncated Gaussian)을 추출해 잡음의 강도를 정한다.

[0044] 또한, 가우시안 잡음의 표준편차는 방향 벡터의 길이보다 적은 값을 사용할 수 있다.

[0045] 여기서, 잡음은 이미지 증강곡선에 따라 생성하며, 다음과 같은 수학식으로 정의될 수 있다.

[0046] $$p(z) = N_{trunc}(z; \varepsilon, \sigma, \varepsilon + \tau, \varepsilon - \tau)$$

[0047] 여기서,

[0048] N_{trunc} : truncated Gaussian distribution,

[0049] ε : 평균,

[0050] σ : 표준편차,

[0051] τ : truncated 길이.

[0053] 또한, 레이블 증강단계에서는 레이블데이터를 레이블 증강곡선에 따라 스무딩(smoothing) 형태로 조정하여 증강레이블데이터를 산출할 수 있다.

[0054] 여기서, 레이블 증강곡선은 이미지데이터로부터 잡음을 생성하는 방향 벡터의 길이까지 일정한 값으로 증강레이블데이터를 산출할 수 있다.

[0055] 또한, 일정한 값은 이미지데이터의 클래스 개수의 역수를 사용할 수 있다.

[0056] 여기서, 레이블 증강곡선은 이미지데이터로부터 방향 벡터의 길이 이후는 서서히 감소하는 값으로 증강레이블데이터를 산출할 수 있다.

[0057] 또한, 레이블 증강곡선은 다음과 같은 수학식으로 정의될 수 있다.

[0058] $$s(z; \tau, \xi, C) = \begin{cases} e^{-\lambda(z-\epsilon)} & \text{if } z \geq \epsilon \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{and } \lambda = \frac{1}{\tau - \epsilon} \ln \frac{C}{1 + \xi C}$$

[0059] 여기서,

[0060] ε : 스무딩 지점,

[0061] C : 클래스 개수,

[0062] τ : 스무딩 길이,

[0063] ξ : 튜닝 상수.

발명의 효과

[0065] 본 발명에 의한 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법은 이미지데이터에 잡음을 부가하고 레이블을 재조정하여 인공지능 모델이 강인한 학습을 수행하도록 할 수 있는 장점이 있다.

[0066] 또한, 본 발명에 의한 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법은 부가된 잡음 간 중첩되지 않도록 하여 잡음으로 인한 이미지데이터의 품질 열화를 최소화하고 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0067] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치를 나타낸 구성도이다.

도 2는 도 1의 이미지 증강부에서 이미지데이터를 증강시키는 이미지 증강곡선 벡터의 크기를 나타낸 그래프이다.

도 3은 도 1의 레이블 증강부에서 레이블데이터를 증강시키는 레이블 증강곡선을 나타낸 그래프이다.

도 4는 도 1의 레이블 증강부에서 증강레이블데이터의 적용 여부에 대한 결과로서, 도 4(a)는 증강 레이블데이터를 적용하기 전의 결정 경계 (decision boundary)를 나타내고 도 4(b)는 증강레이블데이터를 적용한 후의 결정 경계를 나타낸 도면이다.

도 5는 도 1의 레이블 증강부에서 증강레이블데이터의 적용 여부에 대한 결과로서, 도 5(a)는 증강레이블데이터를 적용하기 전을 나타낸 증강이미지데이터를 사용한 결정 경계이고 도 5(b)는 증강레이블데이터를 적용한 후를 나타낸 잡음의 표현이고 5(c)는 증강레이블데이터를 적용한 후를 나타낸 결정 경계이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법을 나타낸 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0068] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 실시예를 첨부된 도면들을 참조하여 설명한다.

[0069] 본 발명을 설명함에 있어서 제 1, 제 2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 구성요소들은 용어들에 의해 한정되지 않을 수 있다. 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제 1 구성요소는 제 2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제 2 구성요소도 제 1 구성요소로 명명될 수 있다.

[0070] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 연결되어 있다거나 접속되어 있다고 언급되는 경우는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해될 수 있다.

[0071] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.

[0072] 본 명세서에서, 포함하다 또는 구비하다 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것으로서, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해될 수 있다.

[0073] 또한, 도면에서의 요소들의 형상 및 크기 등은 보다 명확한 설명을 위해 과장될 수 있다.

[0074] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법에 대해 상세히 설명한다.

[0076] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치를 나타낸 구성도이며, 도 2 내지 도 5는 도 1을 상세히 설명하기 위한 세부 그래프 및 도면이다.

[0077] 이하, 도 1 내지 도 5를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치를 설명한다.

[0078] 먼저, 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치는 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 이미지 증강부(100) 및 레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 레이블 증강부(200)로 이루어진다.

[0079] 일반적으로 인공지능 모델을 학습시키기 위해 이미지데이터와 이의 레이블이 표현된 레이블데이터를 함께 사용한다. 이때, 인공지능 모델을 강인하게 하기 위해 이미지데이터를 레이블데이터와 함께 증강하여 학습시키거나, 인공지능 모델의 아키텍처를 보강하거나, 또는 인공지능 모델의 학습을 위한 수렴과정을 보강할 수 있다.

[0080] 종래에는 이미지데이터를 증강할 경우, 별도의 노력 없이 인공지능 모델을 강인하게 할 수 있는 장점이 있어 이미지데이터에 잡음을 부가하여 증강하였으나, 잡음 간 중첩 문제로 인해 잡음이 클 경우에는 오히려 인공지능 모델의 학습 성능을 저하시키는 결과를 초래하였다.

[0081] 본 발명에 의한 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치는 이미지 증강부(100)에서 잡음 간 중첩되지 않도록 잡음을 발생시키고 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출함으로써 잡음 간 중첩 문제를 해결한다.

[0082] 또한, 본 발명의 레이블 증강부(200)에서는 이미지 증강부(100)에서 발생된 잡음의 거리에 따라 레이블을 달리 부여함으로써 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있도록 레이블데이터를 스무딩(smoothing) 형태로 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 장점이 있으며, 이에 대해 이하 도 2 및 도 3에서 상세히 설명한다.

[0084] 도 2는 도 1의 이미지 증강부(100)에서 이미지데이터를 증강시키는 이미지 증강곡선(G300) 벡터의 크기를 나타낸 그래프이다.

[0085] 도 2에서 볼 수 있는 바와 같이, 이미지 증강부(100)는 이미지데이터에 잡음을 포함시켜 증강시킬 수 있는데, 방향 벡터를 우선 생성하고 방향 벡터의 길이를 생성하는데, 여기서, 방향 벡터는 입력 이미지의 차원에서 균일하게 무작위로 표본을 뽑는다.

[0086] 이때, 잡음은 추출한 표본 방향 벡터의 방향으로 잘린 정규 분포 (truncated Gaussian)을 추출해 잡음의 강도를 정한다.

[0087] 한편, 가우시안 잡음의 표준편차는 방향 벡터의 길이보다 적은 값을 사용하되, 예를 들어 표준편차는 방향 벡터의 길이의 0.5배로 사용할 수도 있다.

[0088] 여기서, 잡음은 도 2에 나타낸 이미지 증강곡선(G300)에 따라 생성하며, 다음과 같은 수학식으로 정의된다.

수학식 1

[0089) $$p(z) = N_{trunc}(z; \varepsilon, \sigma, \varepsilon + \tau, \varepsilon - \tau)$$

[0090] 여기서,

[0091] N_{trunc} : truncated Gaussian distribution,

[0092] ε : 평균,

[0093] σ : 표준편차,

[0094] τ : truncated 길이.

[0096] 도 3은 도 1의 레이블 증강부(200)에서 레이블데이터를 증강시키는 레이블 증강곡선(G400)을 나타낸 그래프이다.

[0097] 도 3에서 알 수 있는 바와 같이, 레이블 증강부(200)는 레이블데이터를 레이블 증강곡선(G400)에 따라 스무딩(smoothing) 형태로 조정하여 증강레이블데이터를 산출한다.

[0098] 여기서, 레이블 증강곡선(G400)은 이미지데이터로부터 잡음 발생을 위한 방향 벡터의 길이까지 일정한 값으로 증강레이블데이터를 산출할 수 있는데, 예를 들어, 일정한 값은 이미지데이터의 클래스 개수의 역수로 사용할 수 있다.

[0099] 한편, 레이블 증강곡선(G400)은 이미지데이터로부터 방향 벡터의 길이 이후는 서서히 감소하는 값으로 산출할 수 있으며, 다음과 같은 수학식으로 정의된다.

수학식 2

[0100] $$s(z;\tau,\xi,C)=\begin{cases}e^{-\lambda(z-\epsilon)} & \text{if } z\geq\epsilon \\ 1 & \text{otherwise}\end{cases} \quad \text{and } \lambda=\frac{1}{\tau-\epsilon}\ln\frac{C}{1+\xi C}$$

[0101] 여기서,

[0102] ε : 스무딩 지점,

[0103] C : 클래스 개수,

[0104] τ : 스무딩 길이,

[0105] ξ : 튜닝 상수.

[0107] 도 4는 도 1의 레이블 증강부(200)에서 증강레이블데이터의 적용 여부에 대한 결과로서, 도 4(a)는 증강레이블데이터를 적용하기 전의 결정 경계 (decision boundary)를 나타내고 도 4(b)는 증강레이블데이터를 적용한 후의 결정 경계를 나타낸 도면이다.

[0108] 도 4에서 볼 수 있는 바와 같이, 증강레이블데이터를 적용하기 전에는 잡음의 크기가 커서 잡음 간 중첩이 일어날 수 있는데, 도 4(a)는 이러한 중첩에 의해 경계지역(G500)이 원활히 구분되지 않아 클래스 간 구분이 명확하지 않은 반면, 도 4(b)는 잡음의 크기를 제한한 증강레이블데이터를 적용함으로써, 잡음 간 중첩이 이루어지지 않아 경계지역(G500)이 원활히 구분되어 클래스 간 구분이 명확한 것을 알 수 있다.

[0109] 따라서, 본 발명에 의한 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치는 잡음 간 중첩되지 않도록 레이블 증강부(200)에서 잡음을 발생시키고 레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출함으로써 클래스 간 구분이 명확한 장점이 있다.

[0111] 도 5는 도 1의 레이블 증강부(200)에서 증강레이블데이터의 적용 여부에 대한 결과로서, 도 5(a)는 증강레이블데이터를 적용하기 전을 나타낸 증강이미지데이터를 사용한 결정 경계이고 도 5(b)는 증강레이블데이터를 적용한 후를 나타낸 잡음의 표현이고 5(c)는 증강레이블데이터를 적용한 후를 나타낸 결정 경계이다.

[0112] 도 5에서 알 수 있는 바와 같이, 증강레이블데이터를 적용하기 전에는 경계지역(G500)의 폭이 작을 수 있는데, 도 5(a)는 증강레이블데이터를 적용하지 않아 경계지역(G500)이 작아 클래스 간 구분이 명확하지 않은 반면, 도 5(b)는 증강레이블데이터를 적용함으로써, 경계지역(G500)의 폭이 커 클래스 간 구분이 명확한 것을 알 수 있다.

[0113] 따라서, 본 발명에 의한 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치는 발생된 잡음의 거리에 따라 레이블을 달리하여 레이블데이터를 스무딩 형태로 증강시켜 증강레이블데이터를 산출함으로써, 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있는 장점이 있다.

[0115] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법을 나타낸 순서도이다.

[0116] 도 6에서 볼 수 있는 바와 같이, 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법은 이미지 증강부(100)에서 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 이미지 증강단계(S100) 및 레이블 증강부(200)에서 레이블데이터를 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 레이블 증강단계(S200)로 이루어진다.

[0117] 일반적으로 인공지능 모델을 학습시키기 위해 이미지데이터와 이의 레이블이 표현된 레이블데이터를 함께 사용한다. 이때, 인공지능 모델을 강인하게 하기 위해 이미지데이터를 레이블데이터와 함께 증강하여 학습시키거나, 인공지능 모델의 아키텍처를 보강하거나, 또는 인공지능 모델의 학습을 위한 수렴과정을 보강할 수 있다.

[0118] 종래에는 이미지데이터를 증강할 경우 별도의 노력 없이 인공지능 모델을 강인하게 할 수 있는 장점이 있어 이미지데이터에 잡음을 부가하여 증강하였으나, 잡음 간 중첩 문제로 인해 잡음이 클 경우에는 오히려 인공지능 모델의 학습 성능을 저하시키는 결과를 초래하였다.

[0119] 본 발명에 의한 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법은, 이미지 증강단계(S100)에서는 잡음 간 중첩되지 않도록 이미지 증강부(100)에서 잡음을 발생시키고 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출하는 한편, 레이블 증강단계(S200)에서는 이미지 증강부(100)에서 발생된 잡음을 레이블 증강부(200)에서 거리에 따라 레이블을 달리함으로써 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있도록 레이블데이터를 스무딩 형태로 증강시켜 증강레이블데이터를 산출하는 장점이 있다.

[0120] 한편, 이미지 증강단계(S100)에서 이미지 증강부(100)는 이미지데이터에 잡음을 포함시켜 증강시킬 수 있는데, 방향 벡터를 우선 생성하고 방향 벡터의 길이를 생성하는데, 여기서, 방향 벡터는 입력 이미지의 차원에서 균일하게 무작위로 표본을 뽑는다.

[0121] 이때, 잡음은 추출한 표본 방향 벡터의 방향으로 잘린 정규 분포 (truncated Gaussian)을 추출해 잡음의 강도를 정한다.

[0122] 한편, 가우시안 잡음의 표준편차는 방향 벡터의 길이보다 적은 값을 사용하되, 예를 들어 표준편차는 방향 벡터의 길이의 0.5배로 사용할 수도 있다.

[0123] 여기서, 잡음은 도 2에 나타낸 이미지 증강곡선(G300)에 따라 생성하며, 상기 수학식 1과 같이 정의된다.

[0124] 한편, 레이블 증강단계(S200)에서 레이블 증강부(200)는 도 3에서와같이 레이블데이터를 레이블 증강곡선(G400)에 따라 스무딩(smoothing) 형태로 조정하여 증강레이블데이터를 산출한다.

[0125] 여기서, 레이블 증강곡선(G400)은 이미지데이터로부터 잡음 발생을 위한 방향 벡터의 길이까지 일정한 값으로 증강레이블데이터를 산출할 수 있는데, 예를 들어, 일정한 값은 이미지데이터의 클래스 개수의 역수로 사용할 수 있다.

[0126] 한편, 레이블 증강곡선(G400)은 이미지데이터부터 방향 벡터의 길이 이후는 서서히 감소하는 값으로 산출할 수 있으며, 상기 수학식 2와 같이 정의된다.

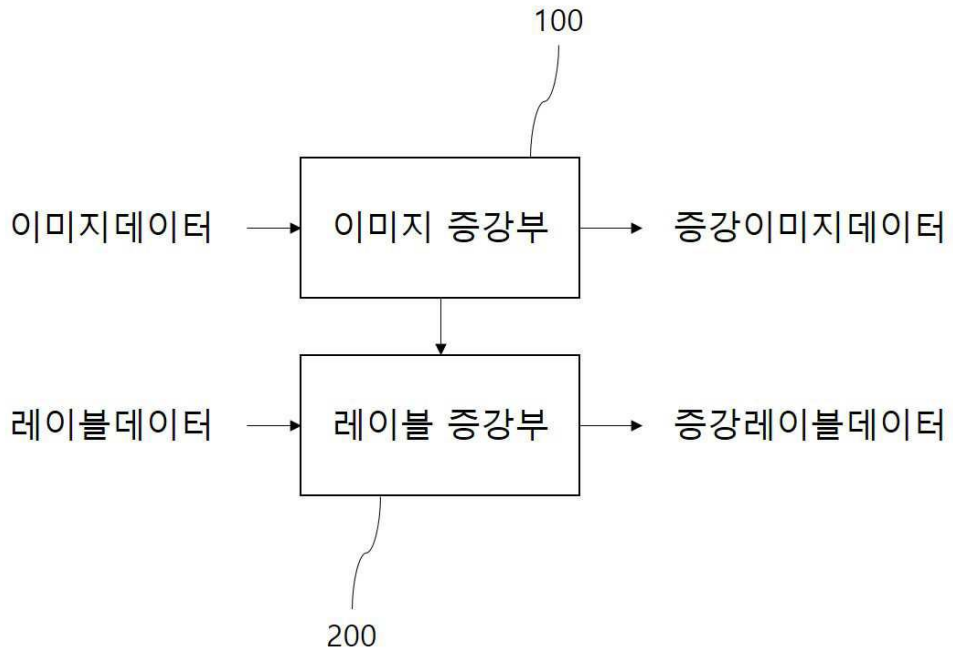
[0127] 이와 같은 본 발명에 의한 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 방법은 잡음 간 중첩되지 않도록 이미지 증강부(100)에서 잡음을 발생시키고 이미지데이터를 증강시켜 증강이미지데이터를 산출함으로써, 클래스 간 구분이 명확한 장점이 있다. 또한, 발생된 잡음의 거리에 따라 레이블을 달리하여 레이블데이터를 스무딩 형태로 증강시켜 증강레이블데이터를 산출함으로써, 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있는 장점이 있다.

[0129] 이상과 같이 본 발명에 따른 데이터 증강 기반 강인한 모델 생성 장치 및 방법은 이미지데이터에 잡음을 부가하고 레이블을 재조정하여 인공지능 모델이 강인한 학습을 수행하도록 할 수 있는 장점이 있으며, 부가된 잡음 간 중첩되지 않도록 하여 잡음으로 인한 이미지데이터의 품질 열화를 최소화하고 클래스 간 구분을 더욱 명확히 할 수 있는 장점이 있다.

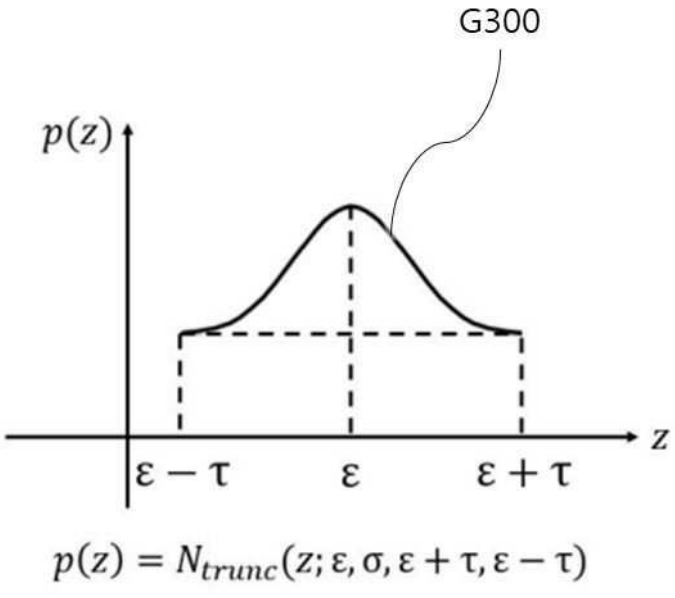
[0131] 상술한 것은 하나 이상의 실시예의 실례를 포함한다. 물론, 상술한 실시예들을 설명할 목적으로 컴포넌트들 또는 방법들의 가능한 모든 조합을 기술할 수 있는 것이 아니라, 당업자들은 다양한 실시예의 많은 추가 조합 및 치환할 수 있음을 인식할 수 있다. 따라서 설명한 실시예들은 첨부된 청구범위의 진의 및 범위 내에 있는 모든 대안, 변형 및 개조를 포함하는 것이다.

도면

도면1

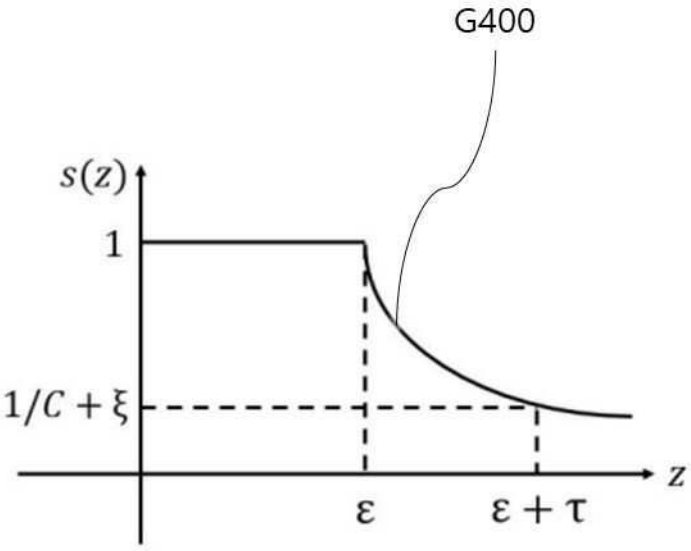


도면2



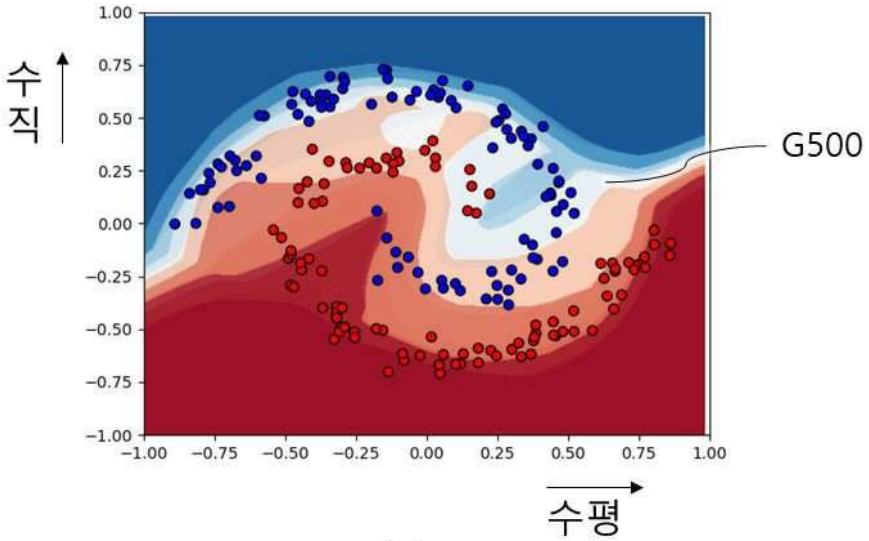
$$p(z) = N_{trunc}(z; \varepsilon, \sigma, \varepsilon + \tau, \varepsilon - \tau)$$

도면3

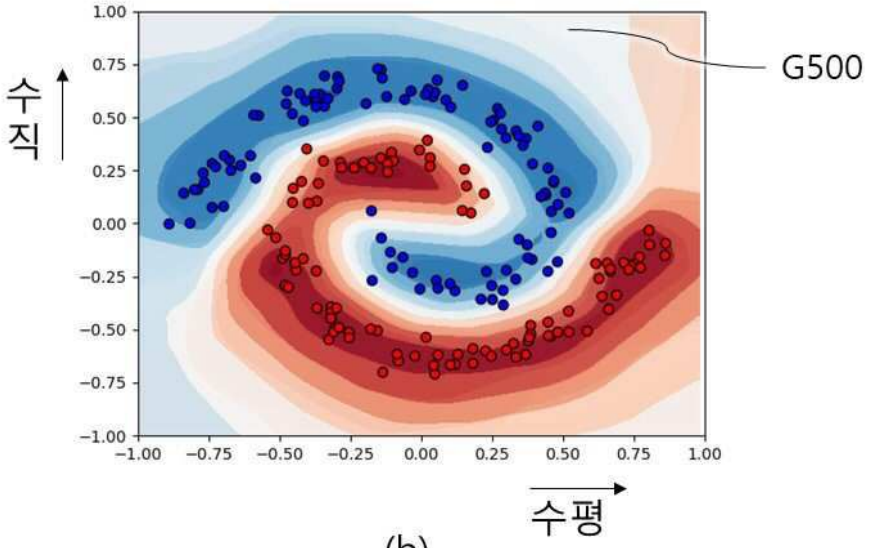


$$s(z) = \theta_{+}(-z+\varepsilon) + \theta_{-}(z-\varepsilon)e^{-\lambda(z-\varepsilon)}$$

도면4

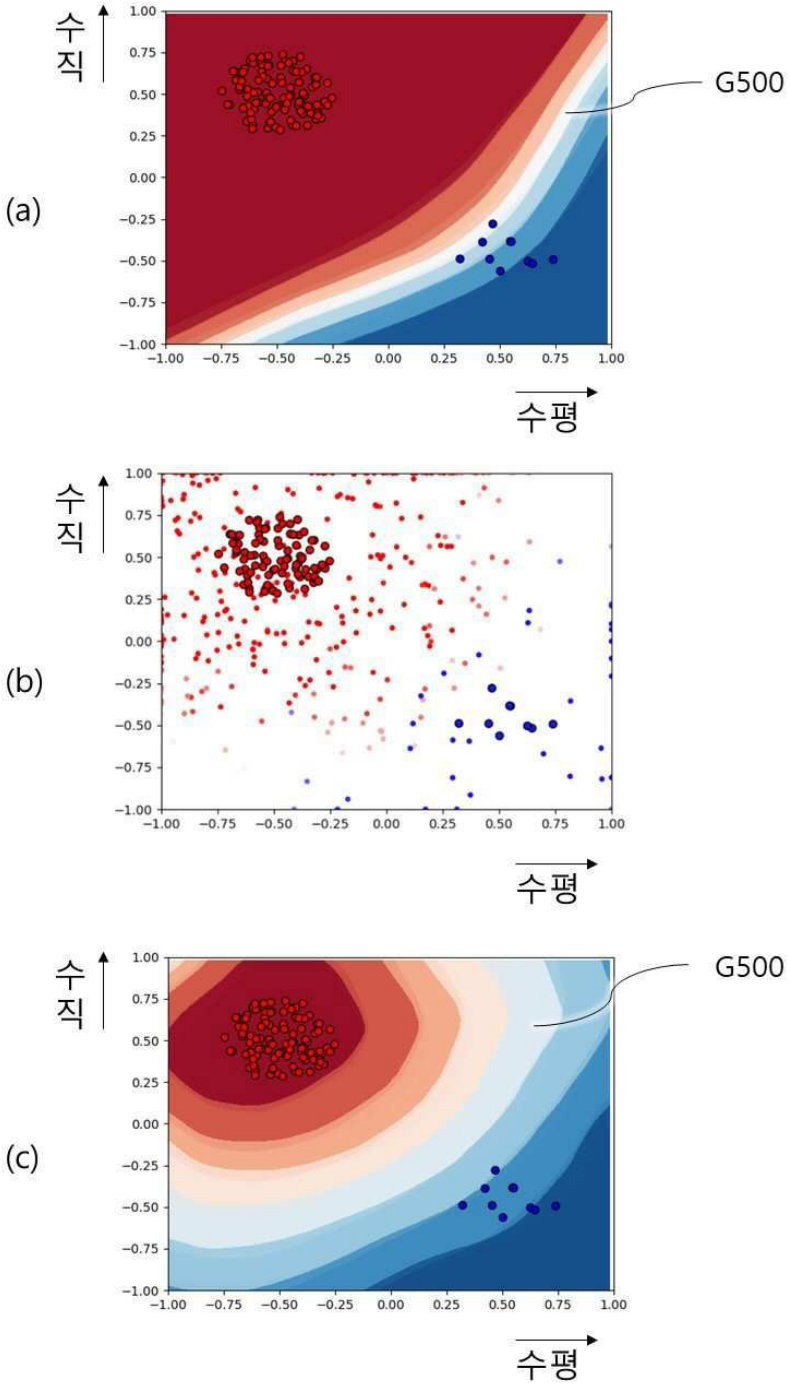

수직
수평
G500
1.00
0.75
0.50
0.25
0.00
−0.25
−0.50
−0.75
−1.00
−1.00
−0.75
−0.50
−0.25
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00

(a)


수직
수평
G500
1.00
0.75
0.50
0.25
0.00
−0.25
−0.50
−0.75
−1.00
−1.00
−0.75
−0.50
−0.25
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00

(b)

도면5



도면6

