



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0100914
(43) 공개일자 2023년07월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/04 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0190593
(22) 출원일자 2021년12월29일
심사청구일자 2021년12월29일

(71) 출원인
경희대학교 산학협력단
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
배성호
경기도 용인시 기흥구 예현로 15, 102동 501호(서천동, 서그내마을에스케이아파트)
트란 린 팜
베트남 동나이 롱칸 시 바오 빈 루옹 론 32/18
(74) 대리인
두호특허법인

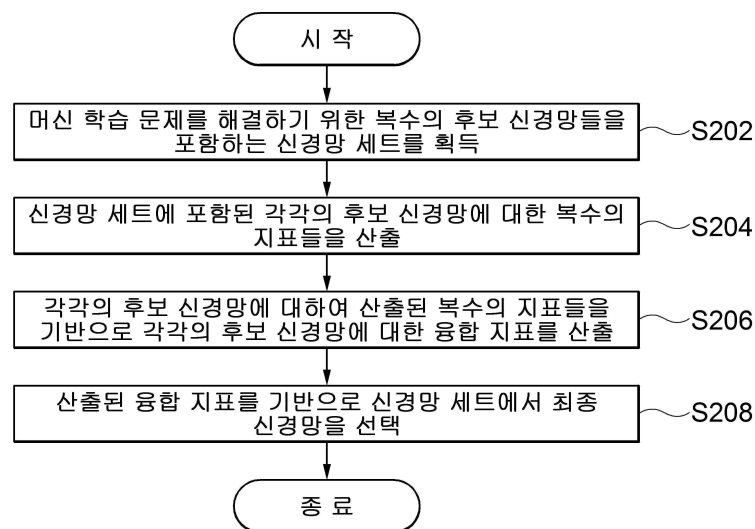
전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 인공지능망 탐색 방법 및 이를 수행하기 위한 컴퓨팅 장치

(57) 요약

인공지능망 탐색 방법 및 이를 수행하기 위한 컴퓨팅 장치가 개시된다. 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능망 탐색 방법 및 이를 수행하기 위한 컴퓨팅 장치는, 하나 이상의 프로세서들; 메모리; 및 하나 이상의 프로그램들을 포함하고, 상기 하나 이상의 프로그램들은 상기 메모리에 저장되고, 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되도록 구성되며, 상기 하나 이상의 프로그램들은, 머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득하기 위한 명령, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 기 설정된 복수의 지표들을 산출하기 위한 명령, 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들을 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령 및 상기 산출된 융합 지표를 기반으로 상기 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택하기 위한 명령을 포함한다.

대 표 도 - 도2



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711126005
과제번호	2021-0-00017-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능산업원천기술개발(R&D)
연구과제명	엣지 디바이스를 활용한 이상 행동 탐지 기술 연구
기 여 율	1/2
과제수행기관명	성균관대학교 산학협력단
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711148689
과제번호	2018R1C1B3008159
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	실시간 영상복원 응용을 위한 저전력 컨볼루션 뉴럴 네트워크 구조에 관한 연구
기 여 율	1/2
과제수행기관명	경희대학교(국제캠퍼스)
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

하나 이상의 프로세서들;

메모리; 및

하나 이상의 프로그램들을 포함하고,

상기 하나 이상의 프로그램들은 상기 메모리에 저장되고, 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되도록 구성되며,

상기 하나 이상의 프로그램들은,

머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득하기 위한 명령;

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 기 설정된 복수의 지표들을 산출하기 위한 명령;

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들을 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령; 및

상기 산출된 융합 지표를 기반으로 상기 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택하기 위한 명령을 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 기 설정된 복수의 지표들은,

상기 머신 학습 문제에 대한 상기 후보 신경망의 강인성(Robustness against perturbation) 지표, 일반화 가능성(Generalization) 지표, 표현성(Expressivity) 지표 및 훈련 가능성(Trainability) 지표를 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 기 설정된 복수의 지표들을 산출하기 위한 명령은,

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 강인성을 나타내는 상기 강인성 지표를 산출하기 위한 명령;

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 일반화 가능성을 나타내는 상기 일반화 가능성 지표를 산출하기 위한 명령;

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 표현성을 나타내는 상기 표현성 지표를 산출하기 위한 명령; 및

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 훈련 가능성을 나타내는 상기 훈련 가능성 지표를 산출하기 위한 명령을 더 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령을 더 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 5

청구항 4에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은,

하기 수식을 이용하여 산출되는, 컴퓨팅 장치.

[수식]

$$S_{FI} = \sum_{i=1}^n w_i S_i + b$$

(여기서, S_{FI} 는 융합 지표, n 은 지표의 수, b 는 보정값(bias), w_i 는 i 번째 지표의 가중치, S_i 는 i 번째 지표의 값)

청구항 6

청구항 4에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하기 위한 명령을 더 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 임의의 가중치를 부여하여 상기 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표를 산출하기 위한 명령;

상기 산출된 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값을 산출하기 위한 명령; 및

상기 임의의 가중치를 변경하면서 확률적 경사 하강법을 이용하여 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하기 위한 명령을 더 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 8

하나 이상의 프로세서들, 및

상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치에서 수행되는 인공신경망 탐지 방법으로서,

머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득하는 단계;

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 기 설정된 복수의 지표들을 산출하는 단계;

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들을 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계; 및

상기 산출된 융합 지표를 기반으로 상기 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택하는 단계를 포함하는, 인공신경망 탐지 방법.

청구항 9

청구항 8에 있어서,

상기 기 설정된 복수의 지표들은,

상기 머신 학습 문제에 대한 상기 후보 신경망의 강인성(Robustness against perturbation) 지표, 일반화 가능성(Generalization) 지표, 표현성(Expressivity) 지표 및 훈련 가능성(Trainability) 지표를 포함하는, 인공신경망 탐지 방법.

청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 기 설정된 복수의 지표들을 산출하는 단계는,

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 강인성을 나타내는 상기 강인성 지표를 산출하는 단계;

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 일반화 가능성을 나타내는 상기 일반화 가능성 지표를 산출하는 단계;

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 표현성을 나타내는 상기 표현성 지표를 산출하는 단계; 및

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 훈련 가능성을 나타내는 상기 훈련 가능성 지표를 산출하는 단계를 더 포함하는, 인공신경망 탐지 방법.

청구항 11

청구항 8에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계를 더 포함하는, 인공신경망 탐지 방법.

청구항 12

청구항 11에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는,

하기 수식을 이용하여 산출되는, 인공신경망 탐지 방법.

[수식]

$$S_{FI} = \sum_{i=1}^n w_i S_i + b$$

(여기서, S_{FI} 는 융합 지표, n 은 지표의 수, b 는 보정값(bias), w_i 는 i 번째 지표의 가중치, S_i 는 i 번째 지표의

값)

청구항 13

청구항 11에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하는 단계를 더 포함하는, 인공신경망 탐지 방법.

청구항 14

청구항 13에 있어서,

상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 임의의 가중치를 부여하여 상기 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표를 산출하는 단계;

상기 산출된 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값을 산출하는 단계; 및

상기 임의의 가중치를 변경하면서 확률적 경사 하강법을 이용하여 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하는 단계를 더 포함하는, 인공신경망 탐지 방법.

청구항 15

비일시적 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(non-transitory computer readable storage medium)에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 명령어들을 포함하고, 상기 명령어들은 하나 이상의 프로세서들을 갖는 컴퓨팅 장치에 의해 실행될 때, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금,

머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득하고;

상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 기 설정된 복수의 지표들을 산출하고;

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들을 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하고; 그리고

상기 산출된 융합 지표를 기반으로 상기 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택하도록 하는, 컴퓨터 프로그램.

청구항 16

청구항 15에 있어서,

상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하도록 하는, 컴퓨터 프로그램.

청구항 17

청구항 16에 있어서,

상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금,

하기 수식을 이용하여 산출되는, 컴퓨터 프로그램.

[수식]

$$S_{FI} = \sum_{i=1}^n w_i S_i + b$$

(여기서, S_{FI} 는 융합 지표, n 은 지표의 수, b 는 보정값(bias), w_i 는 i 번째 지표의 가중치, S_i 는 i 번째 지표의 값)

청구항 18

청구항 16에 있어서,

상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하도록 하는, 컴퓨터 프로그램.

청구항 19

청구항 18에 있어서,

상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금,

상기 각각의 후보 신경망에 대하여 임의의 가중치를 부여하여 상기 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표를 산출하고;

상기 산출된 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값을 산출하고; 그리고

상기 임의의 가중치를 변경하면서 확률적 경사 하강법을 이용하여 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하도록 하는, 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명의 실시예들은 인공지능 신경망 탐색 기술과 관련된다.

배경 기술

[0003] 심층학습(Deep Learning)은 현대 인공지능 기술의 핵심으로 대규모 데이터를 학습하여 패턴을 인식하거나 미래를 예측하는데 활용되고 있다. 심층학습의 결과물인 인공지능 신경망 모델은 그 구조가 경험적으로 얻어지며 많은 경

우의 수를 상정하여 시도한 최적의 결과라고 볼 수 있다.

[0004] 신경망 구조 탐색(Neural Architecture Search) 기술이란 주어진 문제 및 데이터 집합에 대해 가장 좋은 성능을 보이는 인공신경망 구조를 찾는 기술을 말한다.

[0005] 그러나, 자동으로 최적의 신경망 구조를 탐색하는 신경망 구조 탐색 기술의 편의성에도 불구하고, 신경망 구조 탐색은 매우 높은 계산복잡도를 가지고 있는 기술이며, 특히, 다양하게 주어진 인공신경망 모델들 중 최적의 모델을 탐색하기 위하여 각 모델들을 학습시키는 과정은 매우 높은 계산복잡도를 유발하는 문제가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2019-0052143호(2019.05.15)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명의 실시예들은 후보 신경망들 중 가장 성능이 뛰어난 신경망을 선택하기 위한 인공신경망 탐색 방법을 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0010] 본 발명의 예시적인 실시예에 따르면, 하나 이상의 프로세서들; 메모리; 및 하나 이상의 프로그램들을 포함하고, 상기 하나 이상의 프로그램들은 상기 메모리에 저장되고, 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행 되도록 구성되며, 상기 하나 이상의 프로그램들은, 머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득하기 위한 명령, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 기 설정된 복수의 지표들을 산출하기 위한 명령, 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들을 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령 및 상기 산출된 융합 지표를 기반으로 상기 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택하기 위한 명령을 포함하는 컴퓨팅 장치가 제공된다.

[0012] 상기 기 설정된 복수의 지표들은 상기 머신 학습 문제에 대한 상기 후보 신경망의 강인성(Robustness against perturbation) 지표, 일반화 가능성(Generalization) 지표, 표현성(Expressivity) 지표 및 훈련 가능성(Trainability) 지표를 포함할 수 있다.

[0013] 상기 기 설정된 복수의 지표들을 산출하기 위한 명령은 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 강인성을 나타내는 상기 강인성 지표를 산출하기 위한 명령, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 일반화 가능성을 나타내는 상기 일반화 가능성 지표를 산출하기 위한 명령, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 표현성을 나타내는 상기 표현성 지표를 산출하기 위한 명령 및 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 훈련 가능성을 나타내는 상기 훈련 가능성 지표를 산출하기 위한 명령을 더 포함할 수 있다.

[0014] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령을 더 포함할 수 있다.

[0015] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은 하기 수식을 이용하여 산출될 수 있다.

[0016] [수식]

$$S_{FI} = \sum_{i=1}^n w_i S_i + b$$

[0017]

[0018] (여기서, S_{FI} 는 융합 지표, n 은 지표의 수, b 는 보정값(bias), W_i 는 i 번째 지표의 가중치, S_i 는 i 번째 지표의 값)

[0019] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하기 위한 명령을 더 포함할 수 있다.

[0020] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위한 명령은 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 임의의 가중치를 부여하여 상기 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표를 산출하기 위한 명령, 상기 산출된 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값을 산출하기 위한 명령 및 상기 임의의 가중치를 변경하면서 확률적 경사 하강법을 이용하여 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하기 위한 명령을 더 포함할 수 있다.

[0021] 본 발명의 다른 예시적인 실시예에 따르면, 하나 이상의 프로세서들, 및 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치에서 수행되는 인공신경망 탐지 방법으로서, 머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득하는 단계, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 기 설정된 복수의 지표들을 산출하는 단계, 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들을 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계 및 상기 산출된 융합 지표를 기반으로 상기 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택하는 단계를 포함하는 인공신경망 탐지 방법이 제공된다.

[0022] 상기 기 설정된 복수의 지표들은 상기 머신 학습 문제에 대한 상기 후보 신경망의 강인성(Robustness against perturbation) 지표, 일반화 가능성(Generalization) 지표, 표현성(Expressivity) 지표 및 훈련 가능성(Trainability) 지표를 포함할 수 있다.

[0023] 상기 기 설정된 복수의 지표들을 산출하는 단계는 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 강인성을 나타내는 상기 강인성 지표를 산출하는 단계, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 일반화 가능성을 나타내는 상기 일반화 가능성 지표를 산출하는 단계, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 표현성을 나타내는 상기 표현성 지표를 산출하는 단계 및 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망의 훈련 가능성을 나타내는 상기 훈련 가능성 지표를 산출하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0024] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0025] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는 기 수식을 이용하여 산출될 수 있다.

[0026] [수식]

$$S_{FI} = \sum_{i=1}^n w_i S_i + b$$

[0027]

[0028] (여기서, S_{FI} 는 융합 지표, n 은 지표의 수, b 는 보정값(bias), W_i 는 i 번째 지표의 가중치, S_i 는 i 번째 지표의 값)

[0029] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는 기 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0030] 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하는 단계는 기 각각의 후보 신경망에 대하여 임의의 가중치를 부여하여 상기 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표를 산출하는 단계, 상기 산출된 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값을 산출하는 단계 및 기 임의의 가중치를 변경하면서 확률적 경사 하강법을 이용하여 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0031] 본 발명의 다른 예시적인 실시예에 따르면, 비일시적 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(non-transitory computer readable storage medium)에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 명령어들을 포함하고, 상기 명령어들은 하나 이상의 프로세서들을 갖는 컴퓨팅 장치에 의해 실행될 때, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금, 머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득하고, 상기 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 기 설정된 복수의 지표들을 산출하고, 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들을 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하고, 그리고 상기 산출된 융합 지표를 기반으로 상기 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택하도록 하는 컴퓨터 프로그램이 제공된다.

[0032] 상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금, 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 상기 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하도록 할 수 있다.

[0033] 상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금, 하기 수식을 이용하여 산출될 수 있다.

[0034] [수식]

$$S_{FI} = \sum_{i=1}^n w_i S_i + b$$

[0035]

[0036] (여기서, S_{FI} 는 융합 지표, n 은 지표의 수, b 는 보정값(bias), w_i 는 i 번째 지표의 가중치, S_i 는 i 번째 지표의 값)

[0037] 상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금, 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하도록 할 수 있다.

[0038] 상기 컴퓨터 프로그램은, 상기 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출하기 위하여, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금, 상기 각각의 후보 신경망에 대하여 임의의 가중치를 부여하여 상기 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표를 산출하고, 상기 산출된 각각의 후보 신경망에 대한 임의의 융합 지표 및 상기 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값을 산출하고, 그리고 상기 임의의 가중치를 변경하면서 확률적 경사 하강법을 이용하여 상기 신경망 세트의 전체 손실 함수 값이 최소가 되도록 하는 상기 임의의 가중치 값을 추출하여 가중치로 결정하도록 할 수 있다.

발명의 효과

[0040] 본 발명의 실시예들에 따르면, 후보 신경망들에 대한 일부 특성을 평가할 수 있는 지표들을 기반으로 신경망을 탐색함으로써, 신경망의 다양한 특성을 고려하여 후보 신경망들 중에서 가장 성능이 뛰어난 신경망을 선택할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0042] 도 1은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 예시하여 설명하기 위한 블록도

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능망 탐색 방법의 구성을 설명하기 위한 흐름도

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 융합 지표를 산출하는 과정을 나타낸 도면

도 4는 본 발명의 일 실시예에서 신경망 세트의 손실 함수를 산출하기 위한 과정을 나타낸 도면

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0043] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 구체적인 실시형태를 설명하기로 한다. 이하의 상세한 설명은 본 명세서에서 기술된 방법, 장치 및/또는 시스템에 대한 포괄적인 이해를 돕기 위해 제공된다. 그러나 이는 예시에 불과하며 본 발명은 이에 제한되지 않는다.
- [0044] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.
- [0046] 도 1는 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경(10)을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다. 도시된 실시예에서, 각 컴포넌트들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술되는 것 이외에도 추가적인 컴포넌트를 포함할 수 있다.
- [0047] 도시된 컴퓨팅 환경(10)은 컴퓨팅 장치(12)를 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(12)는 본 발명의 실시예에 따른 인공지능망 탐색을 수행하기 위한 장치일 수 있다.
- [0048] 컴퓨팅 장치(12)는 적어도 하나의 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16) 및 통신 버스(18)를 포함한다. 프로세서(14)는 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있다. 예컨대, 프로세서(14)는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 하나 이상의 프로그램들을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(14)에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0049] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 프로그램(20)은 프로세서(14)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 컴퓨팅 장치(12)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.
- [0050] 통신 버스(18)는 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)를 포함하여 컴퓨팅 장치(12)의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.
- [0051] 컴퓨팅 장치(12)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(24)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(22) 및 하나 이상의 네트워크 통신 인터페이스(26)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(22) 및 네트워크 통신 인터페이스(26)는 통신 버스(18)에 연결된다. 입출력 장치(24)는 입출력 인터페이스(22)를 통해 컴퓨팅 장치(12)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 컴퓨팅 장치(12)를 구성하는 일 컴포넌트로서 컴퓨팅 장치(12)의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 장치(12)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 장치(12)와

연결될 수도 있다.

[0053] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망 탐색 방법의 구성을 설명하기 위한 흐름도이다. 전술한 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망 탐색 방법은 하나 이상의 프로세서들, 및 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치(12)에서 수행될 수 있다. 이를 위하여, 상기 인공신경망 탐색 방법은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함하는 프로그램 내지 소프트웨어의 형태로 구현되어 상기 메모리상에 저장될 수 있다.

[0054] 또한, 도시된 흐름도에서는 상기 방법을 복수 개의 단계로 나누어 기재하였으나, 적어도 일부의 단계들은 순서를 바꾸어 수행되거나, 다른 단계와 결합되어 함께 수행되거나, 생략되거나, 세부 단계들로 나뉘어 수행되거나, 또는 도시되지 않은 하나 이상의 단계가 추가되어 수행될 수 있다.

[0056] 먼저, 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망 탐색 방법은 머신 학습 문제(예를 들어, 회귀 문제, 순위 문제, 분류 문제 등)를 해결하기 위하여 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트에서 높은 성능의 신경망을 탐색하기 위한 것이다. 이 때, 후보 신경망들이 훈련되기 이전에 신경망 세트로부터 주어진 머신 학습 문제를 해결하기 위한 최종 신경망(높은 성능의 신경망)을 선택할 수 있다. 이에 선택된 최종 신경망은 주어진 머신 학습 문제를 해결하기 위해 훈련되고, 다른 신경망들은 훈련되지 않으므로 효율적일 수 있다. 즉, 신경망 세트를 훈련하지 않고도 높은 성능의 신경망을 선택함으로써, 계산 시간을 줄이고, 효율성을 높일 수 있다.

[0058] 단계 202에서, 컴퓨팅 장치(12)는 머신 학습 문제를 해결하기 위한 복수의 후보 신경망들을 포함하는 신경망 세트를 획득할 수 있다. 여기서, 복수의 후보 신경망들은 서로 다른 타입(구조)로 구성될 수 있다. 또한, 복수의 후보 신경망들은 학습되지 않은 상태일 수 있다.

[0060] 단계 204에서, 컴퓨팅 장치(12)는 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대한 복수의 지표들을 산출할 수 있다. 여기서, 지표는 후보 신경망에 대한 일부 특성을 평가할 수 있는 정보로서, 예를 들어, 신경망에 대한 강인성(Robustness against perturbation), 일반화 가능성(Generalization), 표현성(Expressivity), 훈련 가능성(Trainability) 등을 나타낼 수 있다.

[0061] 구체적으로, 컴퓨팅 장치는 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대해 머신 학습 문제에 대한 후보 신경망의 강인성을 나타내는 강인성 지표를 산출할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대해 머신 학습 문제에 대한 후보 신경망의 일반화 가능성을 나타내는 일반화 가능성 지표를 산출할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대해 머신 학습 문제에 대한 후보 신경망의 표현성을 나타내는 표현성 지표를 산출할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는 신경망 세트에 포함된 각각의 후보 신경망에 대해 머신 학습 문제에 대한 후보 신경망의 훈련 가능성을 나타내는 훈련 가능성 지표를 산출할 수 있다.

[0062] 한편, 각각의 지표들을 산출하는 방법은 기 공지된 기술을 이용할 수 있으며, 이에 대해 간단히 설명하면 다음과 같다.

[0063] 1) 신경망에 대한 강인성(Robustness against perturbation) 지표는 자코비안 행렬의 상관 관계(correlation of Jacobian; CJ)를 이용하여 산출할 수 있다. 즉, 하기 수식 1을 이용하여 신경망에 대한 강인성 지표(S_{CJ})를 산출할 수 있다.

[0064] [수식 1]

$$J = \left(\frac{\partial y(x_1)}{\partial x_1}, \frac{\partial y(x_2)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial y(x_n)}{\partial x_n} \right)$$

$$S_{CJ} = \sum_{i,j} \mathbb{1} (0 < (\sum_j)_{i,j} < \beta)$$

[0067] (여기서, x 는 입력값, y 는 출력값, $\mathbb{I}$ 는 지수 함수(indicator function), β 는 기 설정된 임계값)

[0068] 2) 신경망에 대한 일반화 가능성(Generalization) 지표는 출력 감도(output sensitivity)를 이용하여 산출할 수 있다. 신경망의 감도를 결정하기 위하여 외부 노이즈를 입력에 추가하면, 출력 오류는 하기 수식 2와 같다.

[0069] [수식 2]

$$err_y = f_{\theta}(x + \varepsilon) - f_{\theta}(x).$$

[0071] (여기서, err_y 는 출력 오류, x 는 입력 벡터, f_{θ} 는 θ 를 파라미터로 하는 감도 함수, 신경망의 파라 ε 는 균일 분포에서 샘플링한 노이즈)

[0072] 이 때, 평균 오류는 하기 수식3과 같다.

[0073] [수식 3]

$$\overline{err_y} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N err_y^n$$

[0074]

$$err_y^n$$

[0075] (여기서, N 은 전체 수, err_y^n 은 err_y 의 n 번째 값)

[0076] 또한, 신경망에 대한 일반화 가능성 지표(S_{OS})를 하기 수식 4를 이용하여 산출할 수 있다.

[0077] [수식 4]

$$S_{OS} = Var[\mathbf{X}]$$

[0078]

[0079] (여기서, Var 은 분산(variance), $\mathbf{X}$ 는 M 개 샘플에 대한 평균 오차의 벡터)

[0080] 3) 신경망에 대한 표현성(Expressivity) 지표는 선형 영역의 수(number of Linear Regions)를 이용하여 산출할 수 있다. 즉, 하기 수식 5를 이용하여 신경망에 대한 표현성 지표(S_{NLR})를 산출할 수 있다.

[0081] [수식 5]

$$S_{NLR} = \#\{R(P; \theta) : R(P; \theta) \neq \emptyset \text{ for some } P\}$$

[0082]

[0083] (여기서, $\mathcal{N}$ 은 ReLU CNN, θ 는 일부 분포에서 샘플링된 $\mathcal{N}$ 의 매개변수, $R(P; \theta)$ 은 P 및 θ 에 해당하는 영역)

[0084] 4) 신경망에 대한 훈련 가능성(Trainability) 지표는 NTK(Neural Tangent Kernel)를 이용하여 산출할 수 있다. 특히, NTK에서 2개의 학습 입력의 최소 고유값과 최대 고유값을 각각 λ_0, λ_m 이라 할 때, NTK의 컨디션 넘버(condition number)는 하기 수식 6과 같다.

[0085] [수식 6]

$$k = \lambda_0 / \lambda_m$$

[0086]

[0087] (여기서, k 는 NTK의 컨디션 넘버(condition number))

[0088] 이 때, 신경망에 대한 훈련 가능성 지표(S_{CNNTK})는 NTK의 컨디션 넘버를 역으로 하여 산출할 수 있다. 즉, 하기 수식 7과 같다.

[0089] [수식 7]

$$S_{CNNTK} = \frac{1}{k}.$$

[0090]

[0091] 한편, 본 발명에서는 신경망에 대한 지표로 강인성, 일반화 가능성, 표현성, 훈련 가능성을 사용하였으나, 이에 한정되는 것은 아니며, 기 공지된 신경망 지표(신경망에 대한 일부 특성을 평가할 수 있는 정보)를 더 사용할 수도 있다.

[0093] 단계 206에서, 컴퓨팅 장치(12)는 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 복수의 지표들을 기반으로 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출할 수 있다. 구체적으로, 컴퓨팅 장치(12)는 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출할 수 있다. 여기서, 복수의 지표들은 강인성 지표(S_{CJ}), 일반화 가능성 지표(S_{OS}), 표현성 지표(S_{NLR}), 훈련 가능성 지표(S_{CNNTK})를 포함할 수 있다.

[0094] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 융합 지표를 산출하는 과정을 나타낸 도면이다.

[0095] 도 3과 같이, 컴퓨팅 장치(12)는 후보 신경망에 대하여 산출된 복수의 지표들 및 기 결정된 가중치를 기반으로 후보 신경망에 대한 융합 지표(S_{FI})를 산출할 수 있다. 예를 들어, 신경망에 대한 강인성(CJ)이 첫번째 지표(S_1), 신경망에 대한 일반화 가능성(OS)이 두번째 지표(S_2), 신경망에 대한 표현성(NLR)이 세번째 지표(S_3), 신경망에 대한 훈련 가능성(CNNTK)이 네번째 지표(S_4)로 각각 산출되면, 산출된 복수의 지표들에 각각 기 결정된 가중치(W_1, W_2, W_3, W_4)를 부여하고, 부여한 값을 합하여 융합 지표를 산출할 수 있다. 이 때, 보정 값(bias)과 함께 합할 수 있다.

[0096] 즉, 융합 지표(S_{FI})는 하기 수식 8을 이용하여 산출할 수 있다.

[0097] [수식 8]

$$S_{FI} = \sum_{i=1}^n w_i S_i + b$$

[0098]

[0099] (여기서, n 은 지표의 수, b 는 보정값(bias), W_i 는 i 번째 지표의 가중치, S_i 는 i 번째 지표의 값)

[0101] 한편, 기 결정된 가중치는 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 융합 지표 및 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 신경망 세트의 손실 함수(loss function)가 최소가 되도록 하는 임의의 가중치 값일 수 있다. 여기서, 손실 함수는 평균 제곱 오차(mean squared error)를 이용하여 산출할 수 있다. 즉, 하기 수식 9와 같이, 융합 지표 및 정확도를 기반으로 손실 함수를 산출할 수 있다.

[0102] [수식 9]

$$\mathcal{L} = \text{MSE}(S_{FI}, Acc)$$

[0103]

[0104] ($\mathcal{L}$ 은 손실 함수, S_{FI} 는 신경망의 융합 지표, Acc 는 신경망의 정확도)

[0105] 도 4는 본 발명의 일 실시예에서 신경망 세트의 손실 함수를 산출하기 위한 과정을 나타낸 도면이다.

[0106] 도 4와 같이, 컴퓨팅 장치(12)는 각각의 후보 신경망에 대하여 임의의 가중치를 부여하여 각각 융합 지표를 산출하고, 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 융합 지표와 각각의 후보 신경망에 대한 정확도를 기반으로 각각의 후보 신경망에 대한 손실 함수를 산출할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치(12)는 산출된 손실 함수를 합하여 신경망 세트의 손실 함수를 산출할 수 있다.

[0107] 예를 들어, 복수의 지표들로 강인성 지표(S_{CJ}), 일반화 가능성 지표(S_{OS}), 표현성 지표(S_{NLR}), 훈련 가능성 지표(S_{CNNTK})를 사용하는 경우, 신경망 세트에 포함된 복수의 후보 신경망($NN_1, NN_2, \dots, NN_n$)에 대하여 각각 산출된 복수의 지표들에 각각 임의의 가중치($W_{r1}, W_{r2}, W_{r3}, W_{r4}$)를 부여하여 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표($S_{FI1}, S_{FI2}, \dots, S_{FIN}$)를 산출할 수 있다. 또한, 평균 제곱 오차(mean squared error)를 이용하여 산출된 융합 지표 및 정확도로부터 각각의 후보 신경망에 대한 손실 함수($L_1, L_2, \dots, L_n$)를 산출할 수 있다. 또한, 산출된 손실 함수

를 모두 합하여 신경망 세트의 전체 손실 함수(L_{all})를 산출할 수 있다.

[0108] 이 때, 컴퓨팅 장치(12)는 확률적 경사 하강법(stochastic gradient descent; SGD)을 이용하여 임의의 가중치(W_{r1} , W_{r2} , W_{r3} , W_{r4})를 변경하면서 신경망 세트의 전체 손실 함수(L_{all})가 최소가 되는 가중치(W_1 , W_2 , W_3 , W_4)를 추출할 수 있다. 즉, 임의의 가중치를 변경하면서 신경망 세트의 전체 손실 함수가 최소가 되는 가중치를 추출하고, 추출된 가중치 및 복수의 지표들을 기반으로 각각의 후보 신경망에 대한 융합 지표를 산출함으로써, 신경망에 대한 다양한 특성을 조화된 형태로 고려할 수 있다.

[0110] 단계 208에서, 컴퓨팅 장치(12)는 산출된 융합 지표를 기반으로 신경망 세트에서 최종 신경망을 선택할 수 있다. 구체적으로, 컴퓨팅 장치(12)는 각각의 후보 신경망에 대하여 산출된 융합 지표를 비교하고, 최고 융합 지표를 가지는 후보 신경망을 최종 신경망(높은 성능의 신경망)으로 선택할 수 있다.

[0111] 따라서, 본 발명의 실시예들에 따른 인공신경망 탐색 방법은 후보 신경망들에 대한 일부 특성을 평가할 수 있는 지표들을 기반으로 신경망을 탐색함으로써, 신경망의 다양한 특성을 고려하여 후보 신경망들 중에서 가장 성능이 뛰어난 신경망을 선택할 수 있다.

[0113] 이상에서 본 발명의 대표적인 실시예들을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리범위는 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 것들에 의해 정해져야 한다.

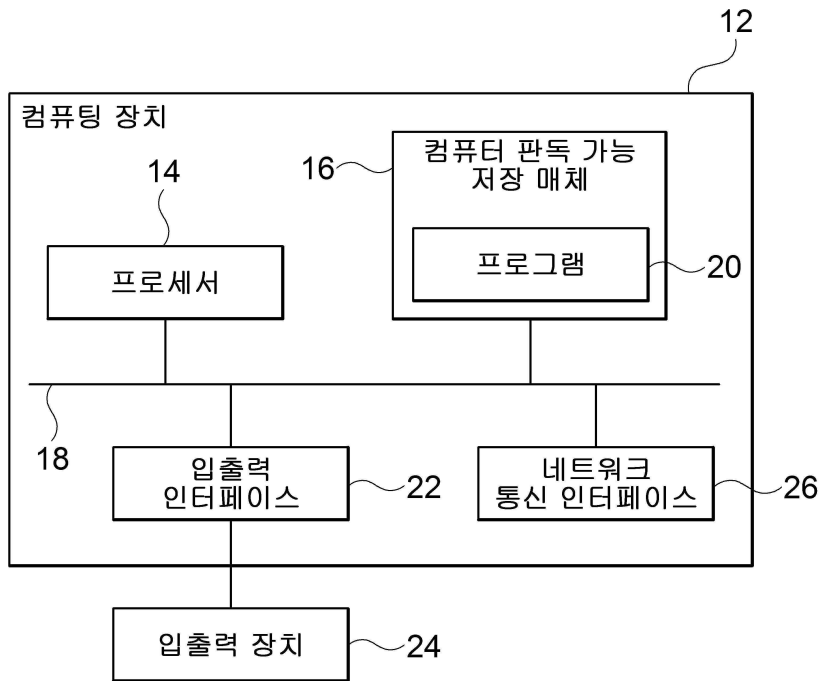
부호의 설명

[0115] 10: 컴퓨팅 환경
12: 컴퓨팅 장치
14: 프로세서
16: 컴퓨터 판독 가능 저장 매체
18: 통신 버스
20: 프로그램
22: 입출력 인터페이스
24: 입출력 장치
26: 네트워크 통신 인터페이스

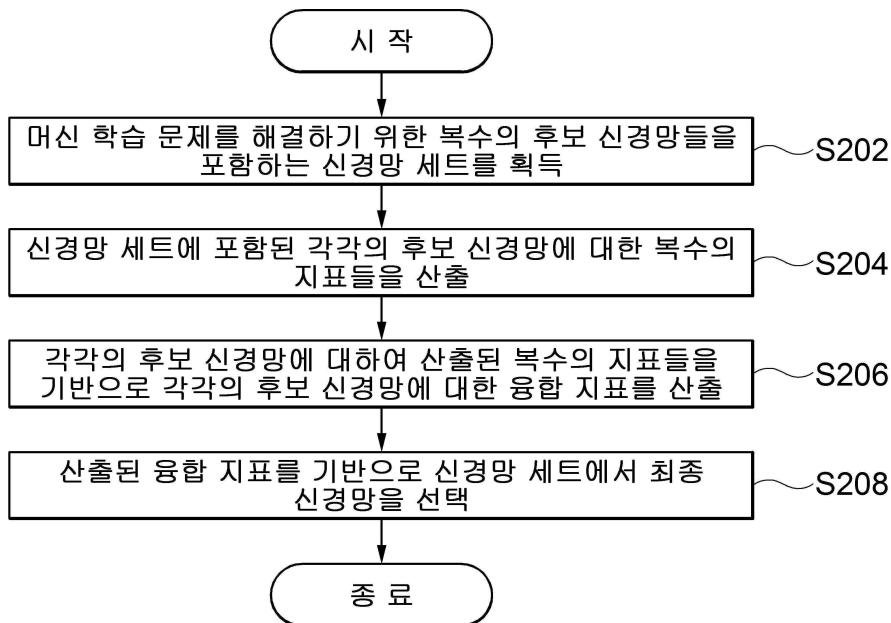
도면

도면1

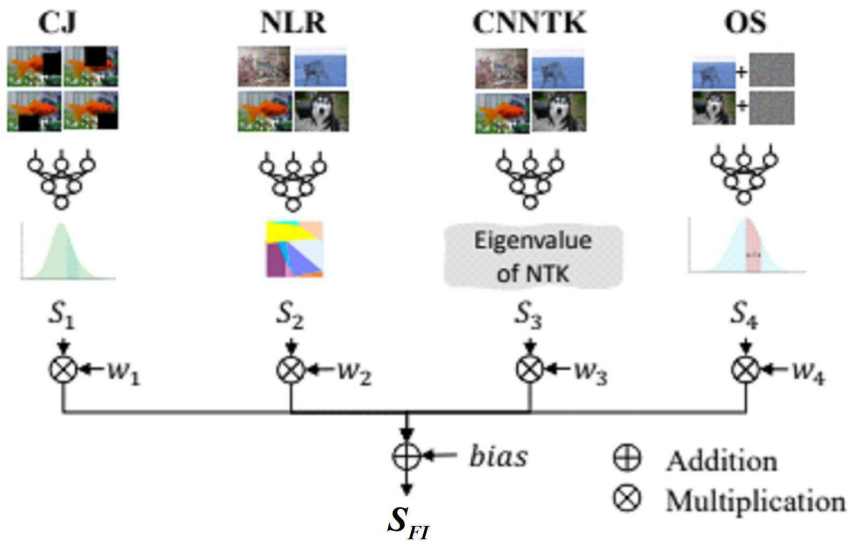
10



도면2



도면3



도면4

NN_1	$(w_{r1}S_{11} \quad w_{r2}S_{12} \quad w_{r3}S_{13} \quad w_{r4}S_{14}), Acc_1$	L_1
NN_2	$(w_{r1}S_{21} \quad w_{r2}S_{22} \quad w_{r3}S_{23} \quad w_{r4}S_{24}), Acc_2$	L_2
$\vdots$	$\vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots$	$\vdots$
NN_n	$(w_{r1}S_{n1} \quad w_{r2}S_{n2} \quad w_{r3}S_{n3} \quad w_{r4}S_{n4}), Acc_n$	L_n
NN		L_{all}