



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0067401
(43) 공개일자 2021년06월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/0454 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0156954
(22) 출원일자 2019년11월29일
심사청구일자 없음

(71) 출원인
한국전자통신연구원
대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
이경한
울산광역시 남구 중앙로290번길 53, 101동 1703호(신정동, 강변 센트럴하이츠)
빈경민
부산광역시 수영구 수영로 754, 104동 307호(민락동, 센텀비스타동원)
이성용
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50, 308동 1504호(울산과학기술원)
(74) 대리인
성병기

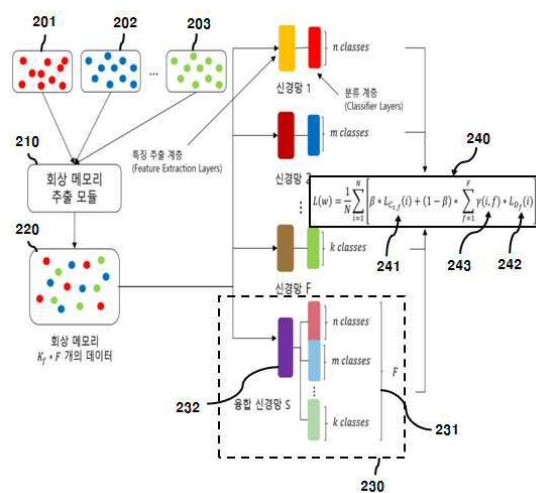
전체 청구항 수 : 총 1 항

(54) 발명의 명칭 서로 다른 신경망의 지식을 전수하여 융합 신경망을 생성하는 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 서로 다른 신경망의 지식을 전수하여 융합 신경망을 생성하는 방법에 관한 것이다. 본 발명에 따른, 융합 신경망을 생성하는 방법은, 회상 메모리를 활용하여 기존 신경망들의 지식 중요도를 고려한 손실 함수를 계산하고, 상기 손실 함수를 이용하여 상기 융합 신경망을 학습하는 과정을 포함하되, 상기 손실 함수는, 상기 융합 신경망의 학습을 위한 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수와 증류 (Distillation) 함수로 구성된 손실 (Loss) 함수에 기존 신경망의 중요도 가중치를 적용하여 구해질 수 있다.

대표도 - 도2



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2017-0-00045
부처명	미래창조과학부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원(IITP)
연구사업명	ETRI 연구개발지원사업
연구과제명	초연결 지능 인프라 원천기술 연구개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	ETRI
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

서로 다른 신경망의 지식을 전수하여 융합 신경망을 생성하는 방법에 있어서,

회상 메모리를 활용하여 기존 신경망들의 지식 중요도를 고려한 손실 함수를 계산하고, 상기 손실 함수를 이용하여 상기 융합 신경망을 학습하는 과정을 포함하되,

상기 손실 함수는, 상기 융합 신경망의 학습을 위한 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수와 증류 (Distillation) 함수로 구성된 손실 (Loss) 함수에 기존 신경망의 중요도 가중치를 적용하여 구해지는 것을 특징으로 하는, 서로 다른 신경망의 지식을 전수하여 융합 신경망을 생성하는 방법.

발명의 설명

기술 분야

- [0001] 본 발명은 융합 신경망을 생성하는 기술에 관한 것이다. 보다 상세하게는, 본 발명은 기존의 학습된 신경망과 새로운 데이터를 이용하여 현재 환경에 맞는 융합 신경망을 만들기 위한 융합 신경망 학습 방법에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 딥 러닝 신경망 (Neural Network)은 지난 몇 년간 목표로 하는 하나의 작업에 대해서는 매우 잘 동작하도록 발전해왔다. 하지만, 하나의 작업에 잘 동작했던 신경망을 다른 작업에 확장하려고 할 경우 새로운 작업에 대해 신경망을 기존의 기법으로 학습시키는 것이 필요하다. 하지만, 이 때, 새로운 작업에 대해 신경망이 과도하게 적응하게 되어 이전에 잘 동작했던 작업에 대한 성능이 매우 떨어지는 현상이 발생하게 된다.
- [0003] 예를 들어, 신경망A를 활용한 자율 주행 차를 가정하면, 해당 자율 주행 차가 특정 지역 (예, 부산)에서 잘 동작하도록 학습된 신경망A를 다른 지역 (예, 서울)에서도 잘 동작하도록 활용하고 싶은 경우가 있다. 이 때, 종래 방식대로 신경망A를 서울의 도심 환경에 맞추어 학습시킬 경우, 해당 자율 주행 차는 다시 부산으로 돌아갔을 때 신경망A가 제대로 동작하지 않게 되는 문제가 있다.
- [0004] 또한, 병원과 같이 데이터를 다른 곳에서 사용할 수 없는 경우, 각 병원에서 학습한 신경망을 학습 데이터 없이 지식을 전수해야 하는 상황이 발생할 수 있다.
- [0005] 위와 같이 신경망의 지식을 확대하거나 다른 신경망들과 지식을 공유하고 나아가 학습한 데이터가 없는 상황에서 서로 지식을 공유해야 하는 상황이 다수 발생하고 있지만, 종래의 기술로는 효과적으로 지식을 전수하기가 힘든 상황이다.
- [0006] 따라서, 서로 다른 신경망의 지식을 기존 지식의 손실 없이 하나의 융합 신경망으로 전수하는 새로운 방식이 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 따라서 본 발명의 목적은, 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위해, 서로 다른 신경망의 지식을 전수하여 융합 신경망을 생성하는 방법 및 장치를 제공하는 데 있다.
- [0008] 또한, 본 발명의 목적은, 기존의 학습된 신경망과 새로운 데이터를 이용하여 현재 환경에 맞는 융합 신경망을 만들기 위한 융합 신경망 학습 방법을 제공하는 데 있다.
- [0009] 또한, 본 발명의 목적은, 기존 신경망들의 데이터를 활용하기 힘들고 여러 종류의 작업에 특화된 신경망들이 있는 경우에, 하나의 신경망으로 각 기존 신경망들의 모든 작업들에 대한 높은 정확도를 달성하는 융합 신경망을 생성하는 방법 및 장치를 제공하는 데 있다.

[0010] 또한, 본 발명의 목적은, 기존의 학습된 신경망과 새로운 데이터를 이용하여 현재 환경에 맞는 융합 신경망을 만들기 위한 incremental learning 기법 중, 지식 증류 (Knowledge Distillation)을 활용한 방법을 제공하는 데 있다.

[0011] 또한, 본 발명의 목적은, 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위해, 컴퓨터에서 실행될 수 있는, 융합 신경망 학습 방법 프로그램 및 프로그램이 저장된 기록매체를 제공하는 데 있다.

[0012] 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있으며, 본 발명의 실시예에 의해 보다 분명하게 알게 될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허청구범위에 나타난 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0013] 본 발명에 따른, 서로 다른 신경망의 지식을 전수하여 융합 신경망을 생성하는 방법은, 회상 메모리를 활용하여 기존 신경망들의 지식 중요도를 고려한 손실 함수를 계산하고, 상기 손실 함수를 이용하여 상기 융합 신경망을 학습하는 과정을 포함하되, 상기 손실 함수는, 상기 융합 신경망의 학습을 위한 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수와 증류 (Distillation) 함수로 구성된 손실 (Loss) 함수에 기존 신경망의 중요도 가중치를 적용하여 구해지는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0014] 본 발명의 실시예에 따르면, 서로 다른 신경망의 지식을 전수하여, 기존 신경망들의 모든 작업들에 대한 높은 정확도를 달성하는 융합 신경망을 생성하는 것이 가능하게 된다.

[0015] 또한, 본 발명의 실시예에 따르면, 기존의 학습된 신경망과 새로운 데이터를 이용하여 현재 환경에 맞는 융합 신경망을 만들기 위한 효율적인 융합 신경망 학습 방법을 제공할 수 있게 된다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 본 발명에 따른, 융합 신경망을 학습하는 장치를 개념적으로 도시한 것이다.

도 2는 본 발명에 따른, 융합 신경망의 학습 과정을 도식적으로 나타낸 것이다.

도 3은 본 발명에 따른, 융합 신경망 학습시 활용되는 손실함수를 구하는 방법을 예를 들어 도시한 것이다.

도 4는 본 발명에 따른, 기존 신경망 데이터를 이용하여 융합 신경망을 학습하는 과정을 도식적으로 나타낸 것이다.

도 5는 본 발명에 따른, 기존 신경망들이 학습하지 않은 데이터를 이용하여 융합 신경망을 학습하는 과정을 도식적으로 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0017] 이하에서는 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시 예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그러나, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시 예에 한정되지 않는다.

[0018] 본 발명의 실시 예를 설명함에 있어서 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그에 대한 상세한 설명은 생략한다. 그리고, 도면에서 본 발명에 대한 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0019] 본 발명에 있어서, 서로 구별되는 구성요소들은 각각의 특징을 명확하게 설명하기 위함이며, 구성요소들이 반드시 분리되는 것을 의미하지는 않는다. 즉, 복수의 구성요소가 통합되어 하나의 하드웨어 또는 소프트웨어 단위로 이루어질 수도 있고, 하나의 구성요소가 분산되어 복수의 하드웨어 또는 소프트웨어 단위로 이루어질 수도 있다. 따라서, 별도로 언급하지 않더라도 이와 같이 통합된 또는 분산된 실시예도 본 발명의 범위에 포함된다.

[0020] 본 발명에 있어서, 다양한 실시예에서 설명하는 구성요소들이 반드시 필수적인 구성요소들을 의미하는 것은 아니며, 일부는 선택적인 구성요소일 수 있다. 따라서, 일 실시 예에서 설명하는 구성요소들의 부분집합으로 구성되는 실시 예도 본 발명의 범위에 포함된다. 또한, 다양한 실시 예에서 설명하는 구성요소들에 추가적으로 다른 구성요소를 포함하는 실시 예도 본 발명의 범위에 포함된다. 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 실시 예

들에 대해서 설명한다.

- [0021] 도 1은 본 발명에 따른, 융합 신경망을 학습하는 장치를 개념적으로 도시한 것이다.
- [0022] 도 1을 참조하면, 본 발명에 따른, 융합 신경망(100)을 학습하는 장치는, 기본 신경망 학습 데이터(111) 및 기존 신경망 학습 데이터로 사용되지 않은 융합 신경망 데이터(112)를 통해 융합 신경망(100) 학습 데이터를 생성하고, 융합 신경망 학습을 제어 하는 융합 신경망 학습 제어부(110)을 포함할 수 있다.
- [0023] 이하, 2 내지 도 5를 참조하여, 상기 융합 신경망 학습 제어부(110)의 상세 동작을 설명한다.
- [0024] 도 2는 본 발명에 따른, 융합 신경망의 학습 과정을 도식적으로 나타낸 것이다. 예를 들어, 도 2는 본 발명의 전체적인 신경망 구성과 학습 과정을 설명하기 위해 도시한 것이다.
- [0025] 회상 메모리 추출 모듈(210)은 기존 신경망 학습 데이터로부터, 주요 데이터를 추출하는 알고리즘이 될 수 있다. 여기서, '회상 메모리'란 기존 신경망들의 학습 데이터 중에서 가장 데이터 집합을 잘 대표할 수 있는 주요 데이터들(201, 202, 203)의 집합(220)을 의미한다. 상기 회상 데이터들(201, 202, 203)은 회상 메모리 추출 모듈(210)로부터 기존 신경망들의 학습 데이터 보다 훨씬 적은 양으로 추출되며 각 신경망들의 회상 메모리 데이터 수는 동일하게 설정할 수 있다. 상기 회상 메모리 추출 모듈(210)에서 기존 신경망들의 학습 데이터들을 입력으로 받아 각 기존 신경망 학습 데이터마다 클래스들(classes)의 분포를 가장 잘 나타낼 수 있는 특정 K_f 개의 데이터를 추출하여 회상 메모리 형성한다. 여기서 K_f 는 기존 신경망 f 들에 대하여 모든 신경망 f 에 대하여 동일한 값을 갖거나, 각 신경망 f 가 갖고 있는 클래스(Class) 개수의 비율에 따라 결정하는 형태의 두 가지 형태로 값을 가질 수 있다.
- [0026] 다시 도 2를 참조하면, 융합 신경망(230)은 다음과 같이 구성할 수 있다. 우선, 융합 신경망의 분류 계층 (231, Classifier Layer)은 기존 신경망들의 데이터 라벨의 종류가 다르므로 각 신경망들의 데이터 클래스들 (Class)을 모두 포함할 수 있는 형태로 구성하기 위해 복수 개로 나뉘지도록 구성할 수 있다.
- [0027] 또한, 융합 신경망의 특징 추출 계층 (232, Feature Extraction Layer)은 여러 가지 경우로 설정할 수 있는 바, 기존 신경망들의 특징 추출 계층 (Feature Extraction Layer) 중 가장 많은 클래스 (Class)를 학습한 계층으로 복사하는 경우로 설정할 수 있다. 또는 각 신경망들의 특징 추출 계층 (Feature Extraction Layer) 의 가중치 (Weight) 값들을 클래스(Class) 의 개수 비율만큼 가중치 합(Weighted Sum)의 평균으로 설정할 수 있다. 또는 각 신경망들의 특징 추출 계층 (Feature Extraction Layer) 의 가중치 (Weight) 값들을 $1/F$ 의 동일한 값으로 설정할 수 있다.
- [0028] 또한, 융합 신경망을 학습할 시에 특징 추출 계층 (232, Feature Extraction Layer)은 학습 시간 단축을 위해 특정 몇 개의 앞 계층들은 동결(Freeze) 하여 학습 하지 않고 뒷부분만 학습하거나 전체 계층들을 모두 학습하는 형태로 구성할 수 있다.
- [0029] 관련하여, 본 발명은 융합 신경망 학습 시, 기존 신경망들의 지식 중요도를 고려한 손실 함수를 계산하고 이를 통해 기존 신경망들의 지식을 전수하는 학습 방법을 제공하고 자 한다. 따라서, 상기 손실 함수를 계산하는 과정은 본 발명에서 매우 중요한 과정 중 하나이다.
- [0030] 예를 들어, 도 2의 본 발명에 따른, 융합 신경망의 학습 과정은, 손실 함수 계산 모듈(240)을 더 포함할 수 있다. 이때, 손실 함수 계산 모듈(240)은 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수로 구해지는 손실 함수(241), 증류 (Distillation) 함수로 구해지는 손실 함수 (242) 및 샘플에 대한 신경망 가중치 함수(243)를 포함하여 구해질 수 있다.
- [0031] 도 3은 본 발명에 따른, 융합 신경망 학습 시 활용되는 손실 함수를 구하는 기본적인 방법을 도시한 것이다.
- [0032] 즉, 상기 손실 함수 계산 모듈(240)은, 우선, 기존 신경망들의 학습 데이터를 이용하여, 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수를 구하고, 이로부터 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 에 의한 손실 함수를 계산한다 (310).
- [0033] 또한, 상기 손실 함수 계산 모듈(240)은 기존 신경망들의 학습 데이터를 이용하여, 증류 (Distillation) 함수를 구하고, 이로부터 증류 (Distillation) 함수에 의한 손실 함수를 계산한다(320).

- [0034] 또한, 학습 데이터 샘플에 대한 기존 신경망 가중치를 계산한다(330)
- [0035] 또한, 상기 310, 320, 330 계산 단계로부터 구해진 값들을 활용하여, 전체 손실 함수를 계산한다 (340).
- [0036] 이하, 상기 전체 손실 함수를 구하는 과정을 상세히 설명한다.
- [0037] 설명의 편의를 위해, 상기 회상 메모리에서 추출한 기존 신경망 데이터를 활용하는 경우와, 신규 데이터를 활용하는 경우를 나누어서 설명하고 자 한다. 즉, 도 4는 본 발명에 따른, 기존 신경망 데이터를 이용하여 융합 신경망을 학습하는 과정을 도시한 것이고, 도 5는 본 발명에 따른, 기존 신경망들이 학습하지 않은 데이터를 이용하여 융합 신경망을 학습하는 과정을 도시한 것이다. 이때, 융합 신경망 학습은 다음 두 가지 방법 중 하나 또는 두 가지를 혼합하여 학습 가능하다.
- [0039] **1. 회상 메모리로부터 추출한 데이터를 이용하여 학습하는 경우.**
- [0040] 도 4를 참고하면, 융합 신경망 학습 시, 우선 회상 메모리(410)에서 무작위 데이터 샘플 배치 (Batch) N 개를 추출한다(411). 예를 들어, 도 4는 샘플 배치 (Batch) N 개 중 i 번째 샘플에 대한 학습 과정을 예로 하여 도시한 것이다.
- [0041] 샘플 배치 (Batch) 안의 모든 샘플들 N 개에 대해 다음과 같은 과정으로 손실 (Loss) 함수를 계산한다. 상기 손실 함수 계산은, 손실 함수 계산 모듈(430)에서 수행될 수 있다.
- [0042] 우선, i 번째 샘플에 대하여, i 번째 샘플이 속한 기존 신경망(도 4의 예에서는 신경망 1, 421)에 해당하는 융합 신경망의 분류 계층을 통과한 확률 값(도 2에서 융합 신경망을 통과하는 실선)과 샘플 i 의 정답 라벨 (Label, 412)을 이용하여 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수 $L_{cf}(i)$ 로 손실 (Loss) 함수(413)를 계산한다.
- [0043] 다음, i 번째 샘플에 대하여 모든 기존 신경망들 F 개와 융합 신경망을 통과하여 각 기존 신경망을 통과한 확률 값과 그 신경망에 해당하는 융합 신경망의 분류 계층을 통과한 확률 값들을 증류 (Distillation) 함수 $L_{df}(i)$ 로 손실 (Loss) 함수를 계산한다.
- [0044] 다음, 가중치 함수 $r(i, f)$ (415)를 계산한다. 여기서, 가중치 함수 $r(i, f)$ (415)는 샘플과 신경망에 대한 함수로서 샘플 i 가 속한 기존 신경망 f 에 대해(도 4에서 기존 신경망 1을 통과하는 실선으로 표시) 더 높은 가중치를 주어 학습 시에 신경망 f 에 대한 중요도를 높일 수 있도록 한다. 상기 가중치 함수 $r(i, f)$ (415)는 증류 (Distillation) 함수 $L_{df}(i)$ (414)에 의해 가중치 값으로 적용될 수 있다.
- [0045] 마지막으로, 상기 과정 등에서 구한, 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 손실 함수와 증류 (Distillation) 손실 함수의 가중치 합으로 전체 손실 함수를 계산하게 된다. 계산된 전체 손실 함수는, 기존 역전파 (Backpropagation) 알고리즘으로 학습하는 것이 가능하다.
- [0047] **2. 기존 신경망들이 학습하지 않은 데이터를 이용하여 학습하는 경우.**
- [0048] 도 5를 참고하면, 기존 신경망들이 학습하지 않은 학습 데이터(510) 중, N 개 샘플 배치를 추출하여, 추출된 이미지(511)를 이용하여 융합 신경망을 학습하는 과정을 도시한 것이다.
- [0049] 우선, i 번째 샘플에 대하여, 기존 신경망들이 학습하지 않은 샘플이기 때문에 이 클래스가 기존 신경망과 융합 신경망에 존재하지 않으므로 (즉, 도 5에서 융합 신경망을 통과하는 실선이 없음) 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수를 사용할 수가 없다. 따라서, 손실 함수 계산 모듈(520)에서 증류 (Distillation) 함수들의 합만을 이용하여 전체 손실 함수를 계산하게 된다. 이때, 샘플이 속한 신경망이 없기 때문에 가중치 함수 $r(i, f)$ 값 또한 모든 기존 신경망들에 대해 동일할 수 있다. 결국 신규 데이터로 융합 신경망을 학습하는 경우에는, 증류 (Distillation) 함수들의 합만을 이용하여 (도 5에서 점선들) 융합 신경망을 학습하는 것이 가능하다.

[0051] 3. 두 가지를 혼합하여 학습하는 경우.

[0052] 상기 두 가지 학습 방식을 혼합하여, 융합 신경망을 학습하는 것도 가능하다.

[0053] 예를 들어, 상기 회상 메모리에서 추출한 기존 신경망들이 학습한 데이터와 기존 신경망에서 학습되지 않은 신규 데이터를 회상 메모리가 아닌 곳에서 추출하여, 두 추출된 데이터의 합이 N 개가 되게 샘플 배치를 추출한다.

[0054] 이후, 샘플 배치 (Batch) 에서 i 번째 샘플이 기존 신경망들이 학습한 샘플일 경우 전술한 1번의 방법으로, 아닐 경우 2번의 방법을 이용하여 손실 (Loss) 함수를 계산하여 기존 역전파(Backpropagation) 알고리즘으로 학습한다.

[0055] 전체 손실 (Loss) 함수는 앞서 학습 과정에서 전술한 바와 같이, 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 와 증류 (Distillation) 로 이루어져 있다. 예를 들어, 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 손실 함수는 [수식 1]에 의해 구해질 수 있다.

[0056] [수식 1]

$$L_{CS_f}(i) = - \sum_{k=1}^C p_{ik} \log q_{ik}$$

[0057]

[0059] 여기서, i 는 회상 메모리에서 추출된 데이터 샘플 N 개 중 하나이고, C 는 신경망 f 의 클래스 개수이다. p_{ik} 는 샘플 i 에 대한 클래스 k 의 실제 정답 (Ground truth) 값 (0 또는 1) 이고, q_{ik} 는 융합 신경망의 샘플 i 에 대한 클래스 k 의 분류 계층을 통과하여 나온 확률 값을 의미한다.

[0060] 또한, 증류 (Distillation) 손실 함수는 [수식 2]로 구해 질 수 있다.

[0061] [수식 2]

$$L_{D_f}(i) = - \sum_{k=1}^C p_{dist_ik} \log q_{dist_ik}$$

[0062]

[0064] 여기서, 증류 (Distillation) 손실 함수는 전체적으로 기존 신경망이 추론하는 확률 값과 융합 신경망이 추론하는 확률 값의 차이를 줄이는 방향으로 설계되어 있다. 상기 수식 2에서 q_{dist_ik} 는 융합 신경망의 샘플 i 에 대한 분류 계층을 통과하여 나온 클래스 k 의 확률 값이고, p_{dist_ik} 는 샘플 i 에 해당하는 신경망 f 의 클래스 k 의 확률 값이다. 또한 C 는 신경망 f 의 클래스 개수를 의미한다.

[0065] 상기 [수식 2]의 p_{dist_ik} 및 q_{dist_ik} 는 [수식 3]과 같이 전개될 수 있고, 이때, 매개변수 T 는 기존의 소프트맥스(Softmax) 함수에서 확률 분포를 더 고르게 만들어 기존 신경망의 지식을 융합 신경망에게 더 효율적으로 전달하는 역할을 한다.

[0066] [수식 3]

$$p_{dist_ik} = \frac{\exp(u_{ik}/T)}{\sum_{j=1}^C \exp(u_{ij}/T)}$$

[0067]

$$q_{dist_ik} = \frac{\exp(z_{ik}/T)}{\sum_{j=1}^C \exp(z_{ij}/T)}$$

[0069]

[0070] 전체적인 손실 (Loss) 함수는 전술한 두 함수의 가중치 합으로 구성되어 있다.

[0071] 전술한 바와 같이 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수는 회상 메모리에 있는 데이터들을 융합 신경망의 해당 분류 계층이 입력 샘플에 대해 직접적으로 학습하는 역할을 하는 함수이다.

[0072] 또한, 증류 (Distillation) 함수는 융합 신경망의 해당 분류 계층에 기존 신경망의 지식을 확률 분포 값의 차이를 줄임으로써 전수하는 역할을 하는 함수이다.

[0073] 따라서, 전체적인 손실 (Loss) 함수의 구성은 [수식 4]와 같이 구성될 수 있다.

[0075] [수식 4]

$$L(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\beta * L_{c_{sf}}(i) + (1 - \beta) * \sum_{f=1}^F \gamma(i, f) * L_{D_f}(i) \right]$$

[0076]

[0078] 상기 [수식 4]에서, β 는 크로스-엔트로피 (Cross-entropy) 함수와 증류 (Distillation) 함수 사이의 가중치를 결정하는 0 과 1 사이의 실수 값이다. w 는 회상 메모리에서 학습 시 무작위로 N 개의 샘플을 추출한 배치 (Batch) 이다. i 는 w 에 속한 임의의 샘플 1개를 의미한다.

[0079] 가중치 함수 $\gamma(i, f)$ 는 샘플 i 와 신경망 f 대한 함수로서 샘플 i 가 신경망 f 에 속한 샘플일 경우 $\frac{\alpha}{F}$ 값을 가지고 아닐 경우 $\frac{1-\alpha}{F-1}$ 의 값을 출력하는 형태를 가질 수 있다. 또는 샘플 i 가 신경망 f 와 상관 없이 1 의 값을 출력하는 형태를 가질 수 있다. 따라서, 상기 두 가지 형태 중 하나로 동작 가능하다. 상기 두 가지 방법 중 첫 번째 방식으로 학습할 경우, 샘플 i 가 기존 신경망 f 에 대한 영향을 높임으로써 융합 신경망을 학습할 때 이 신경망에 대한 지식의 중요도를 높일 수 있다. 두 번째 방법으로 할 경우, 샘플 i 가 모든 신경망 f 들에 대해 융합 신경망을 학습할 때 같은 영향을 가지게 된다.

[0080] 본 개시의 다양한 실시 예는 모든 가능한 조합을 나열한 것이 아니고 본 개시의 대표적인 양상을 설명하기 위한 것이며, 다양한 실시 예에서 설명하는 사항들은 독립적으로 적용되거나 또는 둘 이상의 조합으로 적용될 수도 있다.

[0081] 또한, 본 개시의 다양한 실시 예는 하드웨어, 펌웨어(firmware), 소프트웨어, 또는 그들의 결합 등에 의해 구현될 수 있다. 하드웨어에 의한 구현의 경우, 하나 또는 그 이상의 ASICs(Application Specific Integrated

Circuits), DSPs(Digital Signal Processors), DSPDs(Digital Signal Processing Devices), PLDs(Programmable Logic Devices), FPGAs(Field Programmable Gate Arrays), 범용 프로세서(general processor), 컨트롤러, 마이크로 컨트롤러, 마이크로 프로세서 등에 의해 구현될 수 있다. 예를 들어, 상기 프로세서는 컴퓨터로 판독 가능한 프로그래밍 언어로 작성된 소프트웨어로 구현될 수도 있으며, 상기 범용 프로세서를 포함한 다양한 형태를 띌 수도 있다. 하나 혹은 그 이상의 결합으로 이루어진 하드웨어로 개시될 수도 있음은 자명하다.

[0082] 본 개시의 범위는 다양한 실시 예의 방법에 따른 동작이 장치 또는 컴퓨터 상에서 실행되도록 하는 소프트웨어 또는 머신-실행 가능한 명령들(예를 들어, 운영체제, 애플리케이션, 펌웨어(firmware), 프로그램 등), 및 이러한 소프트웨어 또는 명령 등이 저장되어 장치 또는 컴퓨터 상에서 실행 가능한 비-일시적 컴퓨터-판독가능 매체(non-transitory computer-readable medium)를 포함한다.

[0083] 이상에서 설명한 본 발명은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 있어 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 여러 가지 치환, 변형 및 변경이 가능하므로, 본 발명의 범위는 전술한 실시 예 및 첨부된 도면에 의해 한정되는 것이 아니다.

부호의 설명

[0084] 100 : 융합 신경망

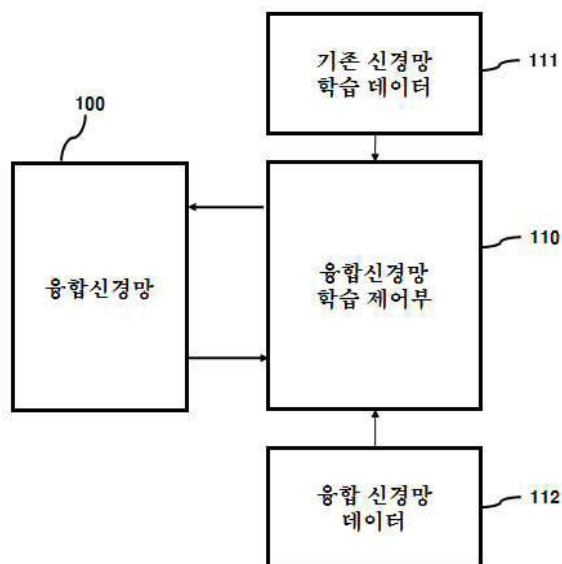
110 : 융합 신경망 학습 제어부

111 : 기존 신경망 학습 데이터

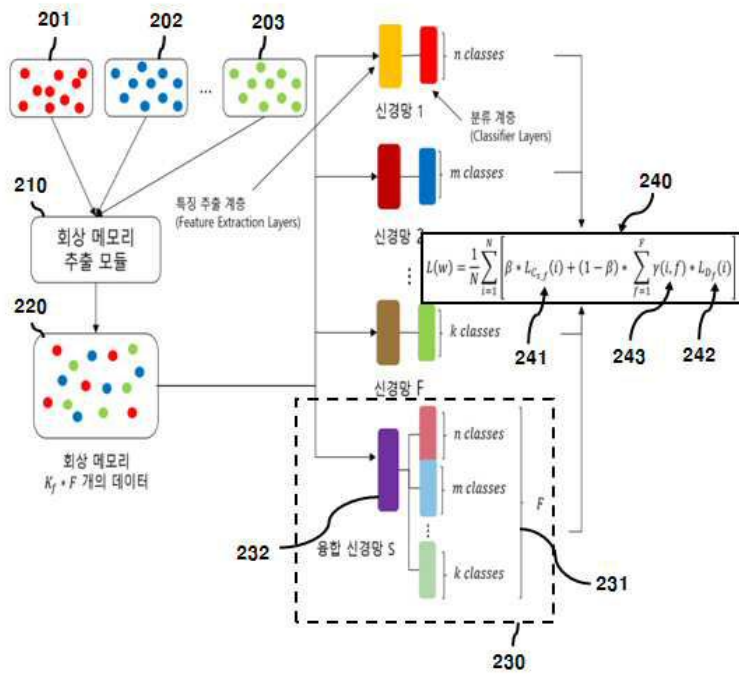
112 : 융합신경망 데이터

도면

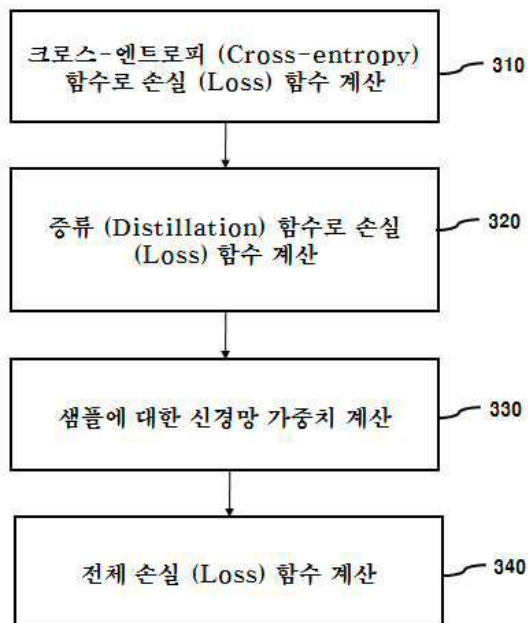
도면1



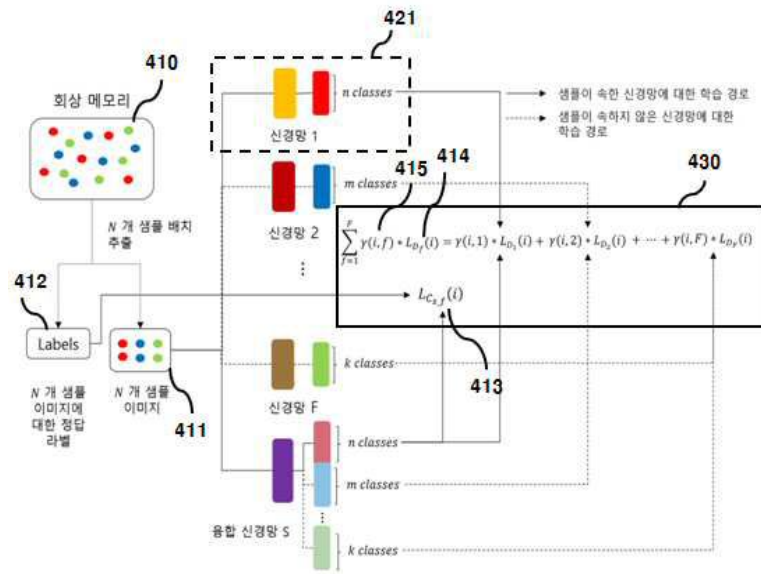
도면2



도면3



도면4



도면5

