



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0060478
(43) 공개일자 2023년05월04일

(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 10-2022-0140327
(22) 출원일자 2022년10월27일
심사청구일자 2022년10월27일
(30) 우선권주장
1020210144150 2021년10월27일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
이상현
서울특별시 동대문구 답십리로56길 105, 104동 1302호(답십리동, 답십리파크자이)
이옥진
경기도 과천시 회망4길 37-19(중앙동) 단독주택
김홍기
경기도 광주시 오포읍 신현로 65-24, 205동 1301호(현대모닝사이드1차아파트)
(74) 대리인
송인호, 윤형근, 최관락

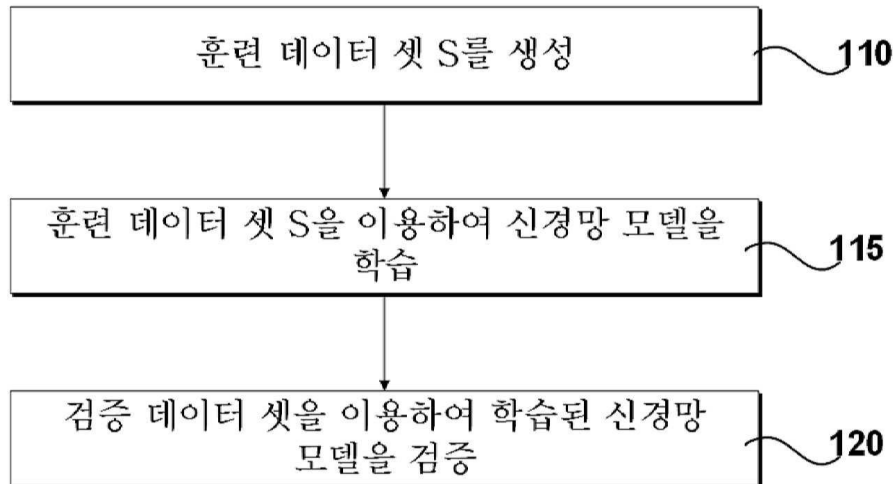
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법 및 그 장치

(57) 요약

비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법 및 그 장치가 개시된다. 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법은 (a) 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드를 가지는 네트워크에 대한 훈련 데이터 셋을 랜덤하게 생성하는 단계-상기 훈련 데이터 셋은 각 노드간의 초기 조건(input weight)s, 메시지 전달 식 및 메시지 할당 결과를 포함함; 및 (b) 상기 훈련 데이터 셋을 이용하여 상기 신경망 모델을 학습시키되, 상기 신경망 모델이 상기 초기 조건 s를 입력받아 상기 메시지 할당 결과와 동일한 출력값을 출력하도록 상기 신경망 모델을 학습시키는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/084 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711134433
과제번호	2021-0-00467-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	6G핵심기술개발(R&D)
연구과제명	지능형 6G 무선 액세스 시스템
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2021.04.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

(a) 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드를 가지는 네트워크에 대한 훈련 데이터 셋을 랜덤하게 생성하는 단계-상기 훈련 데이터 셋은 각 노드간의 초기 조건(input weight)s을 포함함; 및

(b) 상기 훈련 데이터 셋을 이용하여 상기 신경망 모델을 학습시키되, 상기 초기 조건 s에 따른 신경망 모델의 출력값을 메시지 전달 식에 대입한 결과값을 이용하여 상기 신경망 모델일 비지도 학습시키는 단계를 포함하는 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 (b) 단계는,

상기 초기 조건 s에 따른 상기 신경망 모델의 출력값을 상기 메시지 전달 식에 대입하여 결과값을 도출하는 단계; 및

상기 메시지 할당 결과와 상기 도출된 결과값의 차이를 경사하강법에 따라 상기 신경망 모델에 역전파하여 상기 신경망 모델의 가중치를 갱신하는 단계를 더 포함하는 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법.

청구항 3

제1 항에 있어서,

상기 신경망 모델의 손실 함수는 하기 수학식을 이용하여 계산되는 것을 특징으로 하는 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법.

$$C(\mathbb{X}, s) = \|\mathbb{X} - f(\mathbb{X}, s)\|_p$$

여기서, $\mathbb{X}$ 는 신경망 모델의 결과값을 나타내고, s는 초기 조건을 나타내며, $f(\mathbb{X}, s)$ 는 메시지 전달 식을 나타냄.

청구항 4

제1 항에 있어서,

상기 메시지는 각 노드의 상태 정보를 포함하는 것을 특징으로 하는 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법.

청구항 5

제1 항 내지 제4 항 중 어느 하나의 항에 따른 방법을 수행하기 위한 프로그램 코드를 기록한 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체.

청구항 6

적어도 하나의 명령어를 저장하는 메모리; 및

상기 메모리에 저장된 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하되,

상기 프로세서에 의해 실행된 명령어는,

(a) 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드를 가지는 네트워크에 대한 훈련 데이터 셋을 랜덤하게 생성하는 단계-상기 훈련 데이터 셋은 각 노드간의 초기 조건(input weight)s을 포함함; 및

(b) 상기 훈련 데이터 셋을 이용하여 상기 신경망 모델을 학습시키되, 상기 초기 조건 s에 따른 신경망 모델의 출력값을 메시지 전달 식에 대입한 결과값을 이용하여 상기 신경망 모델일 비지도 학습시키는 단계를 수행하는 것을 특징으로 하는 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법 및 그 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 통신 네트워크 기술을 활용하는 데 있어 집단적 네트워크 환경에서 현재 상태의 제반 사항을 고려하여 최적의 상태를 구성하는 과정이 네트워크 운영에 포함된다. 네트워크의 주어진 제한 조건을 만족하며 자원 또는 부하 할당 정도를 최적화하는 것은 해당 기술을 이용하는데 필요한 비용을 줄이는 것과 밀접한 상관관계를 가지고 있다. 최적화 문제는 노드와 노드 간의 연결로 구성된 그래프의 형태로 가시화할 수 있고, 그래프로 표현된 네트워크 최적화 문제는 각 노드의 역할과 동작을 체계적으로 모형화(modeling)할 수 있다. 노드 사이의 네트워크 유틸리티를 정의하기 위해 그래프의 각 연결(edge)에 대한 초기 조건(input weight)이 주어졌을 때 그 관계로부터 어떤 노드가 서로 연결될 것인지 결정한다면 최적화 할당 문제(assignment problem)를 해결할 수 있다.

[0004] 기존의 그래프를 통한 최적화 문제 해결은 초기 가중치 조건을 기반으로 노드 간 메시지를 주고받고 그 과정을 수차례 반복하여 수렴하는 특정 값을 얻어냄으로써 결과를 도출했다. 그러나 이 방법은 반복적 계산이 필요하기 때문에 실시간으로 과정을 처리하는데 한계가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

[0007] 또한, 본 발명은 신경망 모델을 통해 반복 계산이 필요한 메시지 전달 식과 같은 결과를 출력하도록 신경망 모델을 근사시켜 네트워크의 제약 조건을 만족시키는 최적화가 가능한 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 본 발명의 일 측면에 따르면 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법이 제공된다.

[0010] 본 발명의 일 실시예에 따르면, (a) 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드를 가지는 네트워크에 대한 훈련 데이터 셋을 랜덤하게 생성하는 단계-상기 훈련 데이터 셋은 각 노드간의 초기 조건(input weight)s, 메시지 전달

식 및 메시지 할당 결과를 포함함; 및 (b) 상기 훈련 데이터 셋을 이용하여 상기 신경망 모델을 학습시키되, 상기 초기 조건 s 에 따른 신경망 모델의 출력값을 메시지 전달 식에 대입한 결과값을 이용하여 상기 신경망 모델 일 비지도 학습시키는 단계를 포함하는 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법이 제공될 수 있다.

[0011] 상기 (b) 단계는, 상기 초기 조건 s 에 따른 상기 신경망 모델의 출력값을 상기 메시지 전달 식에 대입하여 결과값을 도출하는 단계; 및 상기 메시지 할당 결과와 상기 도출된 결과값의 차이를 경사하강법에 따라 상기 신경망 모델에 역전파하여 상기 신경망 모델의 가중치를 갱신하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0012] 상기 신경망 모델의 손실 함수는 하기 수학적식을 이용하여 계산되되,

$$C(\mathbb{X}, s) = \|\mathbb{X} - f(\mathbb{X}, s)\|_p$$

[0013]

여기서, $\mathbb{X}$ 는 메시지 할당 결과를 나타내고, s 는 초기 조건을 나타내며, $f(\mathbb{X}, s)$ 는 메시지 전달 식을 나타낸다.

[0015] 상기 메시지는 각 노드의 상태 정보를 포함할 수 있다.

[0017] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치가 제공된다.

[0018] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 적어도 하나의 명령어를 저장하는 메모리; 및 상기 메모리에 저장된 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하되, 상기 프로세서에 의해 실행된 명령어는, (a) 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드를 가지는 네트워크에 대한 훈련 데이터 셋을 랜덤하게 생성하는 단계-상기 훈련 데이터 셋은 각 노드간의 초기 조건(input weight) s , 메시지 전달 식 및 메시지 할당 결과를 포함함; 및 (b) 상기 훈련 데이터 셋을 이용하여 상기 신경망 모델을 학습시키되, 상기 초기 조건 s 에 따른 신경망 모델의 출력값을 메시지 전달 식에 대입한 결과값을 이용하여 상기 신경망 모델일 비지도 학습시키는 단계를 수행하는 것을 특징으로 하는 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치가 제공될 수 있다.

발명의 효과

[0020] 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법 및 그 장치를 제공함으로써, 신경망 모델을 통해 반복 계산이 필요한 메시지 전달 식과 같은 결과를 출력하도록 신경망 모델을 근사시켜 네트워크의 제약 조건을 만족시키는 최적화를 위한 해를 실시간으로 찾을 수 있는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법을 나타낸 순서도.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 생성을 설명하기 위해 도시한 도면.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경망 모델의 학습 및 검증을 설명하기 위해 도시한 도면.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 여러 구성 요소들, 또는 여러 단계들을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는

하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0024] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다.

[0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법을 나타낸 순서도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 생성을 설명하기 위해 도시한 도면이고, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경망 모델의 학습 및 검증을 설명하기 위해 도시한 도면이다.

[0027] 단계 110에서 최적화 장치(100)는 훈련 데이터 셋 S를 생성한다.

[0028] 예를 들어, N개의 자원 노드 $i \in \{1 \dots N\}$ 와 N개의 사용자 노드 $j \in \{1 \dots N\}$ 를 가지 는 네트워크를 가정하기로 한다. 각 노드 사이에는 초기 조건(input weight) s_{ij} 이 주어지는 것을 가정하기로 한다.

[0029] 이러한 네트워크의 자원 할당 문제는 그래프(graph) 모델로 효과적으로 나타낼 수 있다. 그래프에서 각 노드 간 연결 여부를 중점적으로 파악하는 것은 할당 문제(assignment problem)와 본질적으로 동일하다.

[0030] 또한, 그래프의 제한 조건과 노드 개수 등을 조정함으로써 다른 수많은 분산형 시스템의 매칭 문제를 구현할 수 있다.

[0031] 도 2에는 네트워크를 그래프 모델로 표현한 일 예가 도시되어 있다. 그래프 모델로 표현 가능한 다양한 네트워크 할당 문제를 해결하는데 있어 적용할 수 있는 주요 풀이 방법은 노드 간 서로의 상태를 알려주는 메시지(message)를 정의하고 이를 교환하는 과정을 반복하는 것이다.

[0032] 메시지를 계산하고, 메시지를 주고받는 과정의 수학적식과 그 일련의 수학적식을 한 단위(cycle) 알고리즘으로 정의하고 그 알고리즘이 정해진 횟수만큼 반복 계산(iteration)하면 결과적으로 메시지 값이 수렴하게 되며, 그 값을 토대로 노드 간 연결 여부를 결정할 수 있다. 그러나, 이와 같이 메시지 전달 식을 반복 계산하여 최적해를 찾는 방식은 반복 계산으로 인해 수렴할 때까지의 시간이 요구되는 단점이 있다.

[0033] 네트워크에서 많은 종류의 할당(assignment) 문제는 NP 난해(NP-hard) 문제로 분류되며, 할당 문제는 상황이 바뀌어도 과거의 패턴과는 상관없이 해가 나타나는 특성을 가지고 있다.

[0034] 기계 학습은 존재하는 샘플(sample)의 패턴을 학습하여 문제의 해를 도출해내는 방식이기 때문에 NP 난해인 매칭 문제를 온전히 풀어낼 수는 없다. 또한, 기계 학습은 비교적 경직된 구조로 제한 조건이나 목적함수가 변하는 환경에 쉽게 적용할 수 없으므로 확장이 제한되어 있다.

[0035] 따라서, 본 발명의 일 실시예에서는 메시지 전달 방식의 유연한 구조를 신경망 모델에 적용하였다.

[0036] 본발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법은 종래의 메시지 전달 방법 자체가 반복된 계산으로 원래 구하고자 하는 해를 탐색하는 것이 아니라, 해를 얻는데 사용할 수 있는 중요한 메시지 정보(예를 들어, 이익 또는 확률)을 구하는 방식을 취하고 있다.

[0037] 보다 상세히 설명하면, 구하고자 하는 궁극적인 해인 연결 여부는 1과 0으로 나타나는 이산적인 모습을 띠고 있으나, 메시지 자체는 연속적인 값으로 표현하고 이에 대한 부호만 해를 구하기 위해 사용되기 때문에 문제의 계산 복잡도를 낮출 수 있다.

[0038] 도 2와 같이 N개의 자원 노드와 N개의 사용자 노드간의 일대일 양자간(bipartite) 선형 네트워크를 가정하기로 한다. 자원 노드 i에서 사용자 노드 j로 보내는 메시지를 α_{ij} 라 하며, 사용자 노드 j에서 자원 노드 i로 보내는 메시지를 ρ_{ij} 라 가정하기로 한다.

[0039] 메시지 α, ρ 사이의 관계는 수학식 1 내지 수학식 3과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

[0041]
$$\rho_{ij} = f(\alpha_{ij}, s_{ij})$$

수학식 2

[0043]
$$\alpha_{ij} = f(\rho_{ij}, s_{ij})$$

수학식 3

[0045]
$$f(x) = \frac{s}{2} - \max(\frac{s}{2} + x)$$

[0046] 수학식 1 내지 수학식 3은 반복 계산되는 메시지 전달(message passing) 식이 α 와 γ 의 두 경우 모두 $f(x)$ 로 같은 특수 예시이다. $f(x)$ 를 통해 α, ρ 를 반복적으로 업데이트하여 최종적으로 수렴하는 α, ρ 의 값을 구할 수 있다.

[0047] 그 결과를 이용하여 $\tau_{ij} = \alpha_{ij} + \rho_{ij}$ 를 계산하고, τ 의 값이 음수인지 양수인지에 따라 자원과 사용자 노드간의 연결 여부를 결정할 수 있다. 예를 들어, τ 의 값이 양수이면 자원 노드와 사용자 노드간 매칭된 것이며, 음수이면 자원 노드와 사용자 노드간 매칭되지 않은 것으로 판단할 수 있다. 상술한 과정에서 연속적이었던 α, ρ 의 값을 통해 0과 1로 연결 여부를 나타내는 이산 형태의 최종 결과를 얻을 수 있다.

[0048] 따라서, 최적화 장치(100)는 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드간의 초기 조건(input weight) s을 난수 발생기를 통해 생성한다. 최적화 장치(100)는 난수 발생기를 통해 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드간의 초기 조건 s를 충분히 많이 생성할 수 있다.

[0049] 최적화 장치(100)는 초기 조건 s를 포함하는 훈련 데이터 셋 S를 생성할 수 있다.

[0050] 단계 115에서 최적화 장치(100)는 훈련 데이터 셋 S을 이용하여 신경망 모델을 비지도 학습시킨다. 여기서, 신

경망 모델은 초기 조건 s 를 입력받아 출력값으로 α, ρ 를 출력하도록 구성될 수 있다(도 3 참조).

[0051] 최적화 장치(100)는 손실 함수의 경사를 역전파하는 방식으로 신경망 모델의 가중치를 갱신할 수 있다. 여기서, 신경망 모델의 손실 함수는 수학식 4와 같다.

수학식 4

$$L(\alpha, \rho) = \sum_{i,j} \|\rho_{ij} - f(\alpha_{ij})\|^2 - \|\alpha_{ij} - f(\rho_{ij})\|^2$$

[0052]

[0053] 예를 들어, 그래프의 최적해를 α^*, ρ^* 라고 가정하기로 한다. $L(\alpha^*, \rho^*) = 0$ 와 같다.

[0054] 최적화 장치(100)는 초기 조건 s 를 신경망 모델에 입력하여 출력값으로 α, ρ 를 획득할 수 있다. 최적화 장치(100)는 신경망 모델의 출력값을 이용하여 손실 함수의 경사 $\nabla L(\alpha, \rho)$ 를 도출한 후 경사를 역전파하여 신경망 모델의 가중치를 업데이트할 수 있다.

[0055] 최적화 장치(100)는 신경망 모델이 최적해 α^*, ρ^* 를 획득할 수 있는 이산 값 $\tau^* = \alpha^* + \rho^*$ 과 같은 τ^* 를 도출하는 α, ρ 를 출력하도록 충분히 학습시킬 수 있다.

[0056] 다시 정리하면, 최적화 장치(100)는 도 3에 도시된 바와 같이, 훈련 데이터 셋에 포함된 초기 조건 s 를 신경망 모델에 적용하여 출력값을 획득할 수 있다. 편의상 출력값을 $\mathbb{X}$ 라고 가정하기로 한다. 최적화 장치(100)는 신경망 모델의 출력값 $\mathbb{X}$ 를 메시지 전달 식($f(x)$)에 대입하여 그 결과값을 도출한 후 그 차이로 손실 함수의 값을 계산할 수 있다.

[0057] 이를 수학식으로 나타내면, $C(\mathbb{X}, s) = \|\mathbb{X} - f(\mathbb{X}, s)\|_p$ 과 같이 나타낼 수 있다.

[0058] 최적화 장치(100)는 손실 함수의 값($C(\mathbb{X}, s)$)을 경사하강법에 따라 신경망 모델에 역전파하여 가중치를 갱신할 수 있다. 여기서, $\|\cdot\|$ 는 norm 함수를 나타내고, p 는 임의의 양수값을 나타내며,

$$1 = \|\mathbf{x}\|_p := \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}$$

와 같이 나타낼 수 있다.

[0059] 상술한 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 최적화 장치(100)는 초기 조건 s 를 신경망 모델에 적용하여 출력값 $\mathbb{X}$ 을 출력하고, 해당 출력값 $\mathbb{X}$ 을 메시지 전달 식에 대입한 결과값과의 차이가 최소가 되도록 반복적으

로 신경망 모델을 비지도 학습시킬 수 있다. 즉, 종래의 신경망 모델은 초기 조건과 할당 결과를 모두 포함하는 지도 학습 기법을 이용하여 신경망 모델을 학습하는 방식이나, 본 발명의 일 실시예에 따른 최적화 장치(100)는 초기 조건 s 만 가지는 훈련 데이터 셋을 이용하여 신경망 모델을 비지도 학습할 수 있다.

[0060] 단계 120에서 최적화 장치(100)는 원하는 초기 조건 S 를 학습된 신경망 모델에 적용하여 각 노드의 최적해(상태, 할당)를 도출한다. 물론, 최적화 장치(100)는 검증 데이터 셋을 이용하여 학습된 신경망 모델을 검증한다(도 3 참조).

[0061] 검증 데이터 셋을 이용하여 신경망 모델에 대한 검증이 완료되면, 이후 최적화 장치(100)는 학습된 신경망 모델을 이용하여 동일 네트워크 하에서 별도의 반복 과정 없이 각 노드의 최적해(상태, 할당)를 도출할 수 있다.

[0063] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도이다.

[0064] 도 4를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치(100)는 데이터 생성부(410), 학습부(420), 검증부(430), 메모리(440) 및 프로세서(450)를 포함하여 구성된다.

[0065] 데이터 생성부(410)는 복수의 자원 노드와 복수의 사용자 노드를 가지는 네트워크에 대한 훈련 데이터 셋, 검증 데이터 셋을 랜덤하게 생성한다.

[0066] 여기서, 훈련 데이터 셋과 검증 데이터 셋은 각 노드간의 초기 조건(input weight)s, 메시지 전달 식 및 메시지 할당 결과를 포함할 수 있다.

[0067] 데이터 생성부(410)는 난수 발생기를 통해 네트워크의 초기 조건 s 를 랜덤하게 생성할 수 있다. 데이터 생성부(410)는 초기 조건 s 에 대해 상술한 바와 같이, 메시지 전달 식을 이용한 반복 계산을 통해 메시지 할당 결과를 생성하고, 이를 포함하는 훈련 데이터 셋과 검증 데이터 셋을 각각 생성할 수 있다.

[0068] 이는 도 1 및 도 2를 참조하여 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다.

[0069] 학습부(420)는 훈련 데이터 셋을 이용하여 신경망 모델을 학습시키기 위한 수단이다.

[0070] 전술한 바와 같이, 신경망 모델은 초기 조건 s 를 입력받아 각 노드(자원 노드, 사용자 노드)간의 메시지 할당 결과값을 출력값으로써 출력할 수 있다.

[0071] 학습부(420)는 초기 조건 s 를 입력받아 훈련 데이터 셋에 포함된 메시지 할당 결과와 동일한 출력값을 신경망 모델이 출력하도록 학습시킬 수 있다.

[0072] 이를 위해, 학습부(420)는 초기 조건 s 를 입력받아 신경망 모델이 출력값을 출력하면, 해당 출력값을 메시지 전달 식에 대입하여 그 결과값을 도출하여 손실 함수를 구할 수 있다.

[0073] 학습부(420)는 신경망 모델의 출력값을 메시지 전달 식에 반복 계산하여 그래프의 최적해와 일치되도록 신경망 모델을 학습시킬 수 있다.

[0074] 검증부(430)는 검증 데이터 셋을 이용하여 학습된 신경망 모델을 검증하기 위한 수단이다.

[0075] 메모리(440)는 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 방법을 수행하기 위한 프로그램 코드를 저장하기 위한 수단이다.

[0076] 프로세서(450)는 본 발명의 일 실시예에 따른 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치(100)의 내부 구성 요소들(예를 들어, 데이터 생성부(410), 학습부(420), 검증부(430), 메모리(440) 등)을 제어하기 위한 수단이다.

[0077] 프로세서(450)는 메모리(440)에 저장된 프로그램 코드(명령어)를 실행할 수 있으며, 해당 프로그램 코드는 도 1에서 설명한 바와 같은 각각의 단계를 수행할 수 있다.

[0078] 또한, 프로세서(450)는 학습이 완료된 신경망 모델에 동일 네트워크의 초기 조건 s 를 대입하여 최적해를 구할 수 있다.

[0080] 본 발명의 실시 예에 따른 장치 및 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로

구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야 통상의 기술자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media) 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0081] 상술한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0082] 이제까지 본 발명에 대하여 그 실시 예들을 중심으로 살펴보았다. 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시 예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

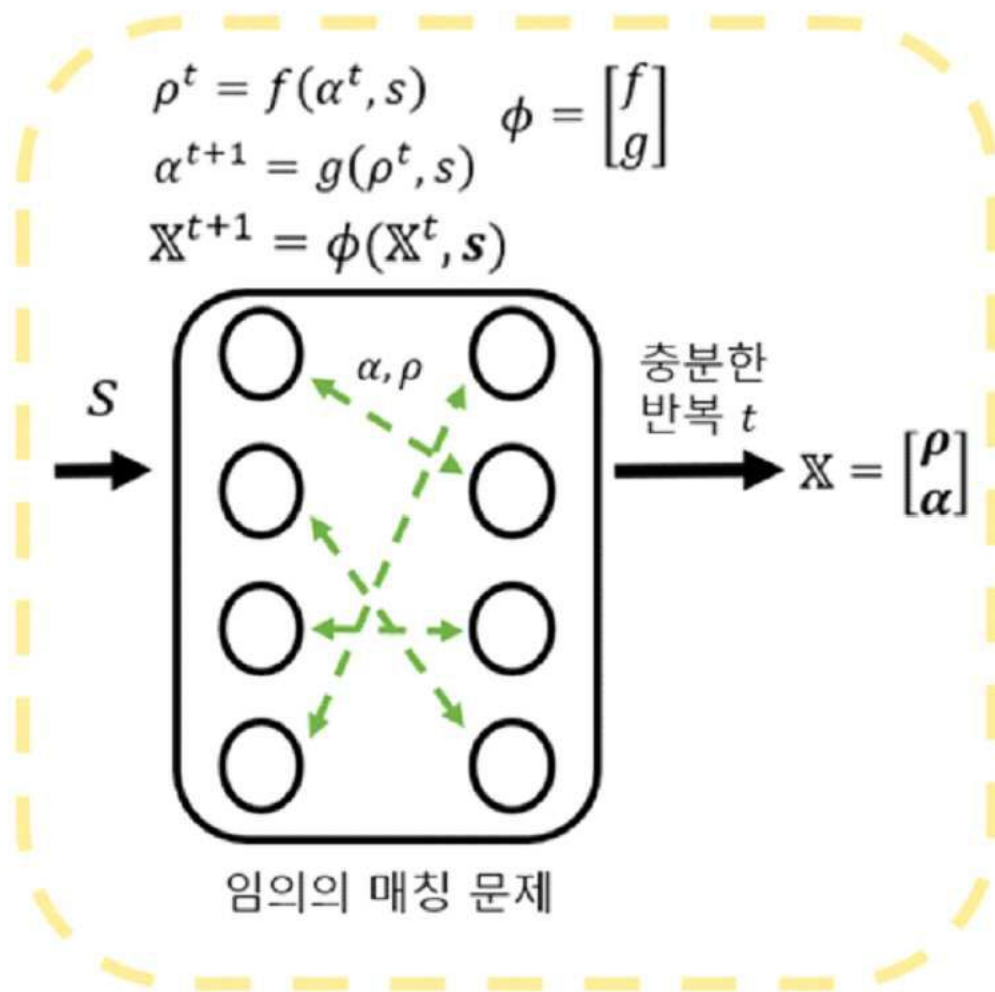
[0084] 100: 비지도 학습을 이용한 집단적 네트워크 최적화 장치
410: 데이터 생성부
420: 학습부
430: 검증부
440: 메모리
450: 프로세서

도면

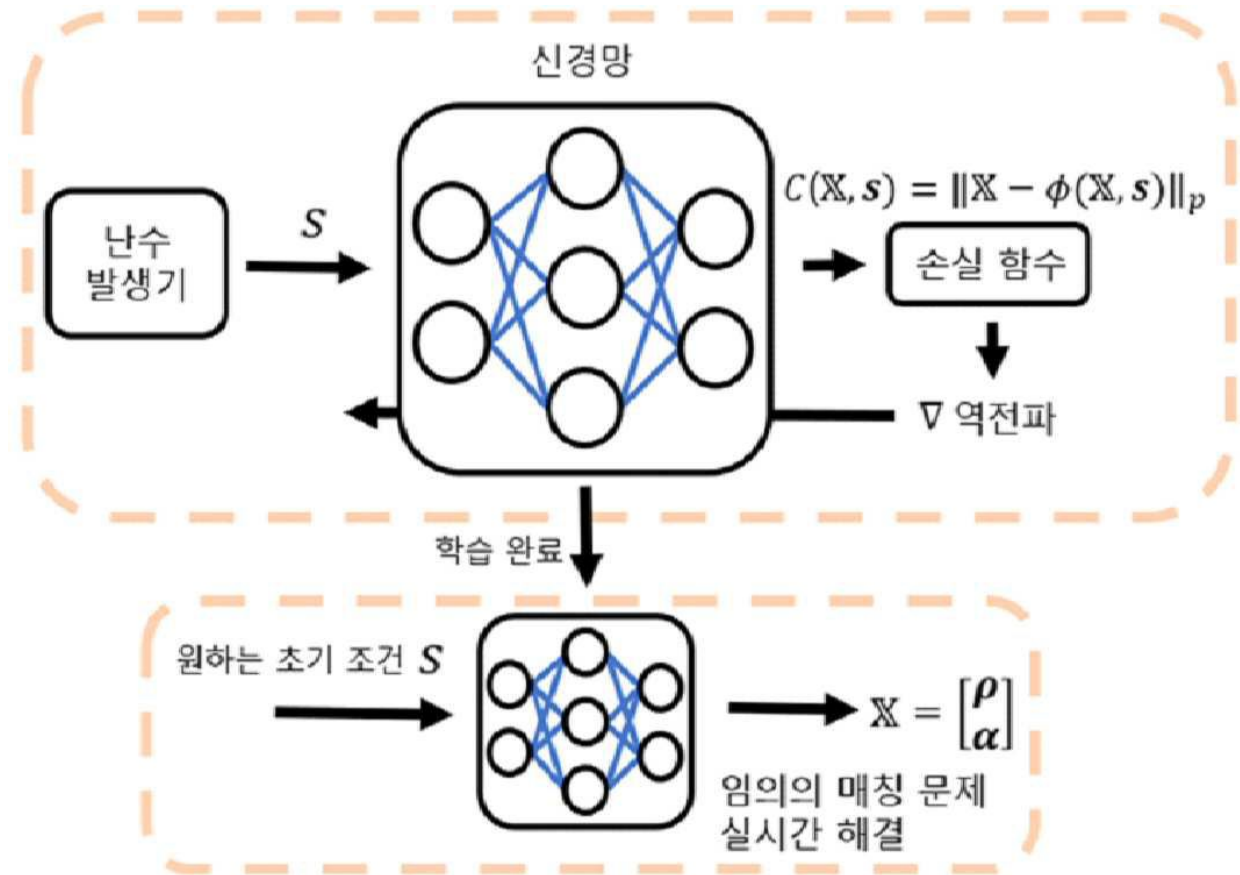
도면1



도면2



도면3



도면4

