



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0055335
(43) 공개일자 2023년04월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/04 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
H04L 9/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/049 (2023.01)
G06N 3/084 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2022-0025443
(22) 출원일자 2022년02월25일
심사청구일자 2022년02월25일
(30) 우선권주장
1020210138796 2021년10월18일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
곽지현
서울특별시 강남구 삼성로 629, 303동 1703호 (삼성동, 삼성동센트럴아파트)
신기성
서울특별시 성북구 지봉로 175-1, 206호 (보문동2가)
(74) 대리인
윤귀상

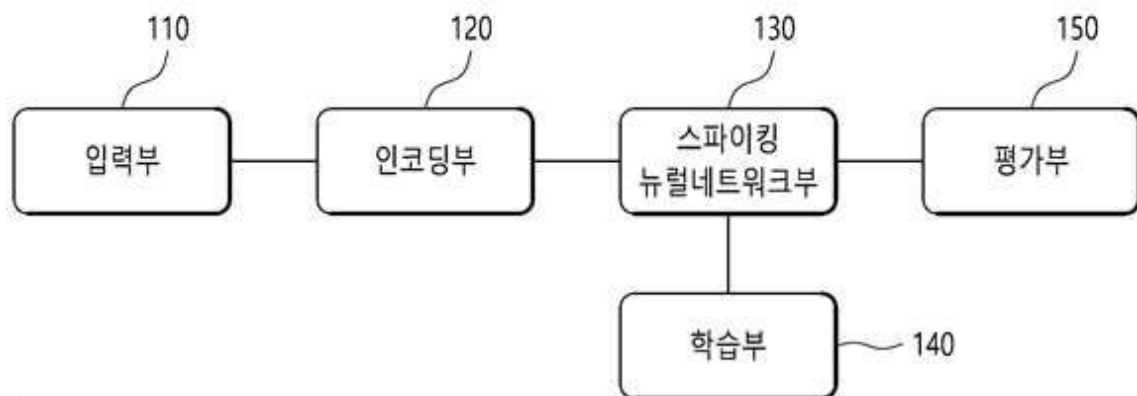
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치, 방법 및 이를 위한 컴퓨터 판독가능 프로그램

(57) 요약

생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치, 방법 및 이를 위한 컴퓨터 판독가능 프로그램이 개시된다. 본 발명에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치는 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받는 입력부 및 상기 이미지의 픽셀에 대응되게 마련되어 막 전위 상태값이 미리 설정된 역치값을 초과하면 스파이크 신호를 생성하는 복수의 뉴런과, 상기 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함하여 상기 입력된 이미지를 인식하는 스파이킹 뉴런 네트워크부를 포함한다. 따라서, 상술한 본 발명에 따르면, 종래의 오류 역전파 학습 방식이 아닌 생물학적 뇌의 학습 기전으로 여겨지는 STDP(Spike Timing-Dependent Plasticity) 방식의 학습 규칙을 이용하여 스파이킹 신경망에 적용 가능한 학습방식을 사용할 뿐만 아니라 학습을 위한 연산량을 감소시킬 수 있다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06N 3/088 (2023.01)

H04L 9/0866 (2013.01)

H04L 2209/34 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711129266
과제번호	2019M3E5D2A01058328
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	미래뇌융합기술개발(R&D)
연구과제명	자연신경망 원리 기반 능동적 적응지능 수리계산 모델링 및 AI 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받는 입력부; 및

상기 이미지의 픽셀에 대응되게 마련되어 막 전위 상태값이 미리 설정된 역치값을 초과하면 스파이크 신호를 생성하는 복수의 뉴런과, 상기 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함하여 상기 입력된 이미지를 인식하는 스파이킹 뉴럴 네트워크부를 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 이미지 내 픽셀의 휘도를 기초로 상기 복수의 뉴런에 제공할 신경암호를 인코딩하는 인코딩부를 더 포함하되,

상기 인코딩부는 상기 휘도에 따라 상기 스파이크 신호의 발화율을 결정하는 발화율 코드 인코딩과, 상기 휘도에 따라 스파이크 타이밍을 결정하는 스파이크 타이밍 코드 인코딩을 수행하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 스파이킹 뉴럴 네트워크부는,

상기 이미지의 픽셀마다 하나의 뉴런을 할당하여 상기 인코딩된 신경암호를 입력받는 입력 레이어;

상기 입력 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 히든 레이어로서, 상기 히든 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 히든 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 히든 레이어를 포함하는 상기 히든 레이어; 및

상기 흥분성 히든 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 출력 레이어로서, 상기 출력 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 출력 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 출력 레이어를 포함하는 상기 출력 레이어를 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 입력 레이어는 상기 흥분성 히든 레이어 및 억제성 히든 레이어와 각각 흥분성 시냅스로 연결되고,

상기 흥분성 히든 레이어와 억제성 히든 레이어는 동일 레이어 상에서 상호 흥분성 시냅스 및 억제성 시냅스로 연결되며,

상기 흥분성 히든 레이어는 상기 흥분성 출력 레이어 및 억제성 출력 레이어와 각각 흥분성 시냅스로 연결되고,

상기 흥분성 출력 레이어와 억제성 출력 레이어는 동일 레이어 상에서 상호 흥분성 시냅스 및 억제성 시냅스로 연결되는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 억제성 뉴런은,

PV 발현 억제성 뉴런과 SST 발현 억제성 뉴런을 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 6

제 2 항에 있어서,

상기 발화율 코드 인코딩은 상기 이미지 내 픽셀의 휘도값 평균에 대한 현재 픽셀의 휘도값을 발화율로 산출하여 휘도가 클수록 발화율을 높이도록 상기 신경암호를 인코딩하는 것이고,

상기 스파이크 타이밍 코드 인코딩은 기설정된 스파이크 기준시간에서 최대 휘도값 대비 현재 픽셀의 휘도값의 백분율을 감산하여 휘도가 클수록 스파이크 타이밍이 빨라지도록 상기 신경암호를 인코딩하는 것인, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 7

제 4 항에 있어서,

상기 흥분성 뉴런 간의 시냅스에 STDP(Spike Timing-Dependent plasticity) 학습규칙을 적용하여 상기 출력 레이어의 뉴런이 상기 이미지에 따라 선택적으로 스파이크 신호를 생성하도록 시냅스 가중치를 수정하는 학습부를 더 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어의 타겟 뉴런을 결정하고, 상기 타겟 뉴런에서 스파이크 신호를 생성하도록 상기 타겟 뉴런의 막 전위의 상승 또는 하강을 통해 STDP 학습 규칙에 의한 상기 시냅스의 강화 또는 약화를 유도하는 지도학습부를 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 9

제 7 항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어에서 출력되는 스파이크 신호에 기초하여 STDP 학습규칙에 따라 상기 시냅스 가중치를 수정하는 비지도학습부를 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치.

청구항 10

생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치에서의 이미지 인식 방법으로서,

입력부에서 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받는 단계; 및

상기 이미지의 픽셀에 대응되게 마련되어 막 전위 상태값이 미리 설정된 역치값을 초과하면 스파이크 신호를 생성하는 복수의 뉴런과, 상기 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함하는 스파이킹 뉴런 네트워크부에서 상기 입력된 이미지를 인식하는 단계를 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법.

청구항 11

제 10 항에 있어서,

인코딩부에서 상기 이미지 내 픽셀의 휘도를 기초로 상기 복수의 뉴런에 제공할 신경암호를 인코딩하는 단계를 더 포함하되,

상기 인코딩하는 단계는, 상기 휘도에 따라 상기 스파이크 신호의 발화율을 결정하는 발화율 코드 인코딩과, 상기 휘도에 따라 스파이크 타이밍을 결정하는 스파이크 타이밍 코드 인코딩을 수행하는 것인, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법.

청구항 12

제 11 항에 있어서,

상기 스파이킹 뉴런 네트워크부는,

상기 이미지의 픽셀마다 하나의 뉴런을 할당하여 상기 인코딩된 신경암호를 입력받는 입력 레이어;

상기 입력 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 히든 레이어로서, 상기 히든 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 히든 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 히든 레이어를 포함하는 상기 히든 레이어; 및

상기 흥분성 히든 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 출력 레이어로서, 상기 출력 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 출력 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 출력 레이어를 포함하는 상기 출력 레이어를 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법.

청구항 13

제 12 항에 있어서,

학습부에서 상기 흥분성 뉴런 간의 시냅스에 STDP(Spike Timing-Dependent plasticity) 학습규칙을 적용하여 상기 출력 레이어의 뉴런이 상기 이미지에 따라 선택적으로 스파이크 신호를 생성하도록 시냅스 가중치를 수정하는 학습하는 단계를 더 포함하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법.

청구항 14

제 13 항에 있어서,

상기 학습하는 단계는,

상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어의 타겟 뉴런을 결정하고, 상기 타겟 뉴런에서 스파이크 신호를 생성하도록 상기 타겟 뉴런의 막 전위의 상승 또는 하강을 통해 STDP 학습 규칙에 의한 상기 시냅스의 강화 또는 약화를 유도하는 지도학습방식, 또는

상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어에서 출력되는 스파이크 신호에 기초하여 STDP 학습규칙에 따라 상기 시냅스 가중치를 수정하는 비지도학습방식으로 이루어지는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법.

청구항 15

제 10 항 내지 제 14 항 중 어느 한 항에 기재된, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법을 실행하도록 구성된, 컴퓨터로 판독가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 판독가능한 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치, 방법 및 이를 위한 컴퓨터 판독가능 프로그램에 관한 것으로서, 보다 상세하게는, 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용하여 인식하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치, 방법 및 이를 위한 컴퓨터 판독가능 프로그램이다.

배경 기술

[0002] 최근 생물학적 뇌를 모방하는 뉴로모픽 기술이 주목받고 있다. 생물학적 뇌에는 수천억 단위에 이르는 신경세포로서 뉴런이 있다. 이러한 뉴런들은 복잡한 신경망을 이루고, 수천 개의 다른 뉴런들과 시냅스를 통하여 신호를 주고 받을 수 있다. 즉, 뉴런은 신경계의 구조적, 기능적 단위이고, 정보 전달의 기본 단위이다. 또한, 시냅스는 뉴런 사이의 접합부를 가리키고, 어느 하나의 뉴런의 축색 돌기와 다른 뉴런의 수상 돌기가 연결된 부위를 의미한다. 한 개의 뉴런은 수천 개의 다른 뉴런과 시냅스를 통해 접촉하고 있다.

[0003] 뉴로모픽 기술은 이러한 생물학적 뇌를 모방한 신경망을 구성하며, 이를 통해 다양한 데이터, 예컨대, 이미지 데이터를 학습하여 이미지 인식장치를 구현할 수 있다.

[0004] 다만, 종래의 생물학적 뇌를 모방한 신경망 기반의 이미지 인식장치는 주로 일반 신경망에서 사용되는 오류 역전과 학습 방식을 차용하지만, 이러한 오류 역전과 학습 방식은 학습 과정 중에 미분 연산이 포함되어 있어 스파이킹 신경망에 적용하기 어려운 문제점을 갖으며, 더 나아가 학습을 위한 연산량이 많아 물리적 하드웨어에서 발열 등이 발생할 수 있는 문제점을 갖는다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국 공개특허공보 제10-1996-0025219호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받고 이미지의 픽셀에 대응되게 마련된 복수의 뉴런과 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함하는 스파이킹 뉴럴 네트워크부에서 입력된 이미지를 인식하는, 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치, 방법 및 이를 위한 컴퓨터 판독가능 프로그램을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 발명의 일 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치는, 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받는 입력부 및 상기 이미지의 픽셀에 대응되게 마련되어 막 전위 상태값이 미리 설정된 역치값을 초과하면 스파이크 신호를 생성하는 복수의 뉴런과, 상기 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함하여 상기 입력된 이미지를 인식하는 스파이킹 뉴럴 네트워크부를 포함한다.

[0009] 한편, 이미지 내 픽셀의 휘도를 기초로 상기 복수의 뉴런에 제공할 신경암호를 인코딩하는 인코딩부를 더 포함하되, 상기 인코딩부는 상기 휘도에 따라 상기 스파이크 신호의 발화율을 결정하는 발화율 코드 인코딩과, 상기 휘도에 따라 스파이크 타이밍을 결정하는 스파이크 타이밍 코드 인코딩을 수행할 수 있다.

[0010] 또한, 스파이킹 뉴럴 네트워크부는, 상기 이미지의 픽셀마다 하나의 뉴런을 할당하여 상기 인코딩된 신경암호를 입력받는 입력 레이어, 상기 입력 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 히든 레이어로서, 상기 히든 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 히든 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 히든 레이어를 포함하는 상기 히든 레이어 및 상기 흥분성 히든 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 출력 레이어로서, 상기 출력 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 출력 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 출력 레이어를 포함하는 상기 출력 레이어를 포함할 수 있다.

[0011] 또한, 입력 레이어는 상기 흥분성 히든 레이어 및 억제성 히든 레이어와 각각 흥분성 시냅스로 연결되고, 상기 흥분성 히든 레이어와 억제성 히든 레이어는 동일 레이어 상에서 상호 흥분성 시냅스 및 억제성 시냅스로 연결되며,

[0012] 상기 흥분성 히든 레이어는 상기 흥분성 출력 레이어 및 억제성 출력 레이어와 각각 흥분성 시냅스로 연결되고, 상기 흥분성 출력 레이어와 억제성 출력 레이어는 동일 레이어 상에서 상호 흥분성 시냅스 및 억제성 시냅스로 연결될 수 있다.

[0013] 또한, 억제성 뉴런은, PV 발현 억제성 뉴런과 SST 발현 억제성 뉴런을 포함할 수 있다.

[0014] 또한, 발화율 코드 인코딩은 상기 이미지 내 픽셀의 휘도값 평균에 대한 현재 픽셀의 휘도값을 발화율로 산출하여 휘도가 클수록 발화율을 높이도록 상기 신경암호를 인코딩하는 것이고, 상기 스파이크 타이밍 코드 인코딩은 기설정된 스파이크 기준시간에서 최대 휘도값 대비 현재 픽셀의 휘도값의 백분율을 감산하여 휘도가 클수록 스파이크 타이밍이 빨라지도록 상기 신경암호를 인코딩하는 것일 수 있다.

[0015] 또한, 흥분성 뉴런 간의 시냅스에 STDP(Spike Timing-Dependent plasticity) 학습규칙을 적용하여 상기 출력 레이어의 뉴런이 상기 이미지에 따라 선택적으로 스파이크 신호를 생성하도록 시냅스 가중치를 수정하는 학습부

를 더 포함할 수 있다.

- [0016] 또한, 학습부는, 상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어의 타겟 뉴런을 결정하고, 상기 타겟 뉴런에서 스파이크 신호를 생성하도록 상기 타겟 뉴런의 막 전위의 상승 또는 하강을 통해 STDP 학습 규칙에 의한 상기 시냅스의 강화 또는 약화를 유도하는 지도학습부를 포함할 수 있다.
- [0017] 또한, 학습부는, 상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어에서 출력되는 스파이크 신호에 기초하여 STDP 학습규칙에 따라 상기 시냅스 가중치를 수정하는 비지도학습부를 포함할 수 있다.
- [0018] 본 발명의 다른 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법은 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치에서의 이미지 인식 방법으로서, 입력부에서 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받는 단계 및 상기 이미지의 픽셀에 대응되게 마련되어 막 전위 상태값이 미리 설정된 역치값을 초과하면 스파이크 신호를 생성하는 복수의 뉴런과, 상기 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함하는 스파이킹 뉴런 네트워크부에서 상기 입력된 이미지를 인식하는 단계를 포함한다.
- [0019] 한편, 인코딩부에서 상기 이미지 내 픽셀의 휘도를 기초로 상기 복수의 뉴런에 제공할 신경암호를 인코딩하는 단계를 더 포함하되, 상기 인코딩하는 단계는, 상기 휘도에 따라 상기 스파이크 신호의 발화율을 결정하는 발화율 코드 인코딩과, 상기 휘도에 따라 스파이크 타이밍을 결정하는 스파이크 타이밍 코드 인코딩을 수행하는 것일 수 있다.
- [0020] 또한, 스파이킹 뉴런 네트워크부는, 상기 이미지의 픽셀마다 하나의 뉴런을 할당하여 상기 인코딩된 신경암호를 입력받는 입력 레이어, 상기 입력 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 히든 레이어로서, 상기 히든 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 히든 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 히든 레이어를 포함하는 상기 히든 레이어 및 상기 흥분성 히든 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 출력 레이어로서, 상기 출력 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 출력 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 출력 레이어를 포함하는 상기 출력 레이어를 포함할 수 있다.
- [0021] 또한, 학습부에서 상기 흥분성 뉴런 간의 시냅스에 STDP 학습규칙을 적용하여 상기 출력 레이어의 뉴런이 상기 이미지에 따라 선택적으로 스파이크 신호를 생성하도록 시냅스 가중치를 수정하는 학습하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0022] 또한, 학습하는 단계는, 상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어의 타겟 뉴런을 결정하고, 상기 타겟 뉴런에서 스파이크 신호를 생성하도록 상기 타겟 뉴런의 막 전위의 상승 또는 하강을 통해 STDP 학습 규칙에 의한 상기 시냅스의 강화 또는 약화를 유도하는 지도학습방식, 또는 상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어에서 출력되는 스파이크 신호에 기초하여 STDP 학습규칙에 따라 상기 시냅스 가중치를 수정하는 비지도학습방식으로 이루어질 수 있다.
- [0023] 또한, 본 발명의 또 다른 실시예는 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법을 실행하도록 구성된, 컴퓨터로 판독가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 판독가능한 프로그램을 포함할 수 있다.
- 발명의 효과**
- [0024] 상술한 본 발명에 따르면, 종래의 오류 역전파 학습 방식이 아닌 생물학적 뇌의 학습 기전으로 여겨지는 STDP 방식의 학습 규칙을 이용하여 스파이킹 신경망에 적용 가능한 학습방식을 사용할 뿐만 아니라 학습을 위한 연산량을 감소시킬 수 있다.
- [0025] 또한, 지도 및 비지도 학습이 통합적으로 가능한 프레임워크를 구축하여, 지도학습에서는 STDP 방식을 기반으로 하여 생물학적 타당성의 부재와 부자연스러운 적용문제를 해결하고, 비지도 학습에서는 추가적 외부 모듈없이 신경망의 연산결과로만 최종 출력을 결정할 수 있다.
- [0026] 또한, 스파이킹 신경망에 입력으로 제공하기 위한 인코딩 방식으로서 발화율 코드 방식 뿐만 아니라 스파이크 타이밍 코드 방식을 채용한바, 신경망의 학습 및 분류 작업에 필요한 연산량을 감소시키고 STDP 등 다양한 생물학 기반 메커니즘과의 협응 효과를 증가시킬 수 있다.
- [0027] 또한, 스파이킹 신경망 구성에 있어, 종래의 측면 억제 방식을 사용하지 않고 동일한 연결성을 갖는 별도의 억제성 뉴런으로 구성된 레이어를 구비함으로써 특정 흥분성 뉴런이 특정 입력 이미지에 선택적으로 반응하도록 유도하여 보다 생물학적 뇌에 가까운 스파이킹 신경망을 구성할 수 있는 이점을 갖는다.

도면의 간단한 설명

- [0028] 도 1 은 본 발명의 일 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치가 적용된 일 예를 도시한 도면이다.
- 도 2 는 도 1 에 도시된 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치의 구체적인 구성을 도시한 블록도이다.
- 도 3 은 도 2 에 도시된 스파이킹 뉴럴 네트워크부의 구체적인 구성을 도시한 도면이다.
- 도 4 는 도 3 에 도시된 흥분성 뉴런 및 억제성 뉴런의 실험 데이터 기반 계산 모델을 도시한 도면이다.
- 도 5 는 도 3 에 도시된 억제성 뉴런의 실험 데이터 기반 시냅스 및 시냅스 가소성 계산 모델을 도시한 도면이다.
- 도 6 은 도 2 에 도시된 인코딩부에서 신경암호가 인코딩된 결과의 일 예를 도시한 도면이다.
- 도 7 은 도 2 에 도시된 학습부에서의 지도 학습 방식과 비지도 학습 방식의 개념을 도시한 도면이다.
- 도 8 은 본 발명의 다른 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법을 도시한 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0029] 후술하는 본 발명에 대한 상세한 설명은, 본 발명이 실시될 수 있는 특정 실시예를 예시로서 도시하는 첨부 도면을 참조한다. 이들 실시예는 당업자가 본 발명을 실시할 수 있기에 충분하도록 상세히 설명된다. 본 발명의 다양한 실시예는 서로 다르지만 상호 배타적일 필요는 없음이 이해되어야 한다. 예를 들어, 여기에 기재되어 있는 특정 형상, 구조 및 특성은 일 실시예와 관련하여 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 다른 실시예로 구현될 수 있다. 또한, 각각의 개시된 실시예 내의 개별 구성요소의 위치 또는 배치는 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 변경될 수 있음이 이해되어야 한다. 따라서, 후술하는 상세한 설명은 한정적인 의미로서 취하려는 것이 아니며, 본 발명의 범위는, 적절하게 설명된다면, 그 청구항들이 주장하는 것과 균등한 모든 범위와 더불어 첨부된 청구항에 의해서만 한정된다. 도면에서 유사한 참조부호는 여러 측면에 걸쳐서 동일하거나 유사한 기능을 지칭한다.
- [0030] 이하, 도면들을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예들을 보다 상세하게 설명하기로 한다.
- [0031] 도 1 은 본 발명의 일 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치가 적용된 일 예를 도시한 도면이고, 도 2 는 도 1 에 도시된 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치의 구체적인 구성을 도시한 블록도이며, 도 3 은 도 2 에 도시된 스파이킹 뉴럴 네트워크부의 구체적인 구성을 도시한 도면이고, 도 4 는 도 3 에 도시된 흥분성 뉴런 및 억제성 뉴런의 실험 데이터 기반 계산 모델을 도시한 도면이며, 도 5 는 도 3 에 도시된 억제성 뉴런의 실험 데이터 기반 시냅스 및 시냅스 가소성 계산 모델을 도시한 도면이고, 도 6 은 도 2 에 도시된 인코딩부에서 신경암호가 인코딩된 결과의 일 예를 도시한 도면이고, 도 7 은 도 2 에 도시된 학습부에서의 지도 학습 방식과 비지도 학습 방식의 개념을 도시한 도면이다.
- [0032] 본 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치(100)는 도 1 에서와 같이, 랜덤한 숫자 이미지 데이터 세트를 입력받아 각각의 숫자 이미지가 의미하는 숫자를 분류하는데 사용될 수 있다. 이를 위해, 본 실시예에 따른 이미지 인식장치(100)는 컴퓨터로 구현될 수 있다. 여기서, 컴퓨터는 예컨대, 서버, 웹 브라우저가 탑재된 노트북, 데스크톱, 랩톱 등을 포함하며, 이에 한정되지 않고 임의의 데이터를 입력받아 저장된 컴퓨터 프로그램에 따라 동작가능한 장치라면 이미지 인식장치(100)로 활용될 수 있음은 물론이다.
- [0033] 이하에서는 도 2 내지 도 7 에 따라 구체적인 이미지 인식 장치의 구성에 대해 설명한다.
- [0034] 본 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치(100)는, 입력부(110), 인코딩부(120), 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130), 학습부(140) 및 평가부(150)를 포함한다.
- [0035] 입력부(110)는 외부로부터 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받는다. 본 실시예에 따른 입력부(110)는 숫자 이미지를 입력받을 수 있으나, 이에 한정되지 않고, 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성되어 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)로 하여금 적어도 하나 이상의 종류로 분류할 수 있는 이미지라면 모두 입력부(110)에서 입력받는 이미지에 포함될 수 있다.

[0036] 한편, 입력부(110)는 MNIST 데이터셋을 입력받을 수 있다. 여기서, MNIST 데이터셋이란 숫자 이미지 분류를 위한 손글씨 데이터셋으로서, 기계학습 분야의 대표적인 벤치마크 데이터셋이다. 이러한 MNIST 데이터셋에 포함된 숫자 이미지는 각각 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)를 통해 어떤 숫자의 이미지인지를 분류하는데 사용될 수 있다. 예컨대, 본 실시예에 따른 입력부(110)는 총 70,000 장의 숫자 손글씨 이미지로 이루어진 MNIST 데이터셋을 입력받을 수 있으며, 이러한 MNIST 데이터셋 중 60,000 장은 학습부(140)에서 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)를 학습시키는데 사용되고, 나머지 10,000 장은 평가부(150)에서 학습된 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)를 평가하는데 사용될 수 있다.

[0037] 인코딩부(120)는 이미지 내 픽셀의 휘도를 기초로 신경암호를 인코딩한다. 이렇게 인코딩된 신경암호는 각 픽셀 별로 하나씩 할당되는 뉴런에 입력될 수 있다. 즉, 인코딩부(120)는 복수의 뉴런에 제공할 신경암호를 인코딩하는 것일 수 있다.

[0038] 특히, 본 실시예에 따른 인코딩부(120)는 휘도에 따라 스파이크 신호의 발화율을 결정하는 발화율 코드 인코딩과, 휘도에 따라 스파이크 타이밍을 결정하는 스파이크 타이밍 코드 인코딩을 수행할 수 있다.

[0039] 먼저, 발화율 코드 인코딩은 아래 수학적 식 1 에서와 같이 신경암호를 인코딩하는 것일 수 있다.

[0040] [수학적 식 1]

$$\text{Firing rate} = \frac{\text{The luminance value of a pixel}}{\text{The mean luminance value}}$$

[0041]

[0042] 여기서, Firing rate 는 개별 뉴런의 발화율이고, The luminance value of a pixel 은 개별 뉴런에 할당된 당해 픽셀의 휘도값이고, The mean luminance value 는 전체 이미지에서의 휘도값 평균을 의미한다.

[0043] 즉, 발화율 코드 인코딩은 이미지 내 픽셀의 휘도값 평균에 대한 현재 픽셀의 휘도값을 발화율로 산출하여 휘도가 클수록 발화율을 높이도록 상기 신경암호를 인코딩하는 것으로서, 도 6 의 (a) 에서와 같이 주어진 입력 이미지에서 숫자가 배치되는 픽셀의 휘도값이 높은바, 해당 픽셀과 연관된 뉴런의 발화율을 높이도록 인코딩하는 것이다.

[0044] 스파이크 타이밍 코드 인코딩은 아래 수학적 식 2 에서와 같이 신경암호를 인코딩하는 것일 수 있다.

[0045] [수학적 식 2]

$$\text{Spike timing} = \text{Base delay} - 100 * \frac{\text{The luminance value of a pixel}}{\text{The maximum luminance (255)}}$$

[0046]

[0047] 여기서, Spike timing 은 개별 뉴런의 스파이크 타이밍이고, Base delay 는 스파이크 기준시간이고, The luminance value of a pixel 은 개별 뉴런의 당해 픽셀의 휘도값이고, The maximum luminance 는 전체 데이터셋에서 개별 픽셀이 갖을 수 있는 최대 휘도값을 의미한다. 예컨대, 스파이크 기준시간은 100 이고 최대 휘도값은 255 로 설정될 수 있으나 이에 한정되지 않는다.

[0048] 즉, 스파이크 타이밍 코드 인코딩은 기설정된 스파이크 기준시간에서 최대 휘도값 대비 현재 픽셀의 휘도값의 백분율을 감산하여 휘도가 클수록 스파이크 타이밍이 빨라지도록 상기 신경암호를 인코딩하는 것으로서, 도 6 의 (b) 에서와 같이 주어진 입력 이미지에서 숫자가 배치되는 픽셀의 휘도값이 높은 바, 해당 픽셀과 연관된 뉴런의 스파이크 타이밍이 빨라지도록 인코딩하는 것이다.

[0049] 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)는 인코딩된 신경암호를 입력받아 입력부(110)로부터 입력된 이미지를 인식하여 분류한다.

[0050] 이를 위해, 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)는 입력 이미지의 픽셀에 대응되게 마련되어 막 전위 상태값이 미리 설정된 역치값을 초과하면 스파이크 신호를 생성하는 복수의 뉴런과, 상기 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스로 구성된 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망으로 이루어질 수 있다.

[0051] 한편, 스파이킹 신경망(Spiking Neural Network, SNN)은 기존 신경망에 비해 생물학적 뇌를 모사하도록 자연 신경망에 더 가까운 신경망으로서, 각 신경세포인 뉴런은 막 전위라는 상태값을 갖고 시냅스 전 입력합에 의해 그 값이 역치를 넘어서면 스파이크 신호를 생성하여 정보를 처리하는 신경망이다. 이러한 스파이킹 신경망은 입력 값에 시간적 개념을 포함시킬 수 있다.

[0052] 본 실시예에 따른 스파이킹 신경망은 먼저, 신경세포인 뉴런모델을 Hodgkin-Huxley 모델을 기반으로 하되, 도 4에 도시된 바와 같이 생물학적 뇌의 피질 영역에서 실험을 통해 측정된 내재적 특성과 스파이킹 패턴을 모사하기 위해, 흥분성 뉴런, PV 발현 억제성 뉴런 및 SST 발현 억제성 뉴런의 뉴런모델을 각각 정의할 수 있다.

[0053] 먼저, 이들 뉴런모델의 이온채널의 전기전도도에 따른 막 전위 상태값을 결정하는 수식은 아래 수학식 3을 따른다.

[0054] [수학식 3]

$$[0055] \frac{C_m dV_m}{dt} = - (I_{leak} + I_{Na} + I_{Kd} + I_{Ka} + I_{Km} + I_h),$$

$$[0056] I_{ion} = g_{ion} (V_m - E_{ion}), \text{ ion} \in (leak, Na, Kd, Ka, Km, h)$$

[0057] 여기서, $C_m dV_m$ 은 멤브레인을 통과하는 총 전류이고, V_m 은 휴지전위이고, I_{leak} 는 누설전류이고, I_{Na} 는 sodium 채널을 통과하는 전류이고, I_{Kd} 는 지연 정류성 potassium 채널을 통과하는 전류이고, I_{Ka} 는 A-type potassium 채널을 통과하는 전류이고, I_{Km} 는 M-type potassium 채널을 통과하는 전류이고, I_h 는 h-current 채널을 통과하는 전류이고, g_{ion} 은 주어진 이온 채널의 컨덕턴스이고, E_{ion} 는 대응하는 이온 채널의 반전전위이다.

[0058] 각각의 흥분성 뉴런(EX), PV 발현 억제성 뉴런(IN_{PV}) 및 SST 발현 억제성 뉴런(IN_{SST})을 정의하기 위한 파라미터 설정값은 아래 표 1을 따른다.

[0059] [표 1]

	EX	IN _{PV}	IN _{SST}
V_m (mV)	-63.85	-59.51	-57.19
V_{th} (mV)	-41.77	-41.45	-52.70
R_{in} (MΩ)	98.8	88.8	215.8
ISI _{initial} (ms)	24.22	13.60	10.55
ISI _{final} (ms)	32.10	13.90	24.07
Spike adaptation ratio (ISI _{initial} / ISI _{final})	0.75	0.98	0.44
g_{leak} (μS/cm ²)	76.9	200	76.9
g_{Na} (mS/cm ²)	50.0	65.0	70.0
g_{Kd} (mS/cm ²)	6.0	10.0	3.5
g_{Ka} (mS/cm ²)	1.0	1.0	0.5
g_{Km} (μS/cm ²)	20	5	138
g_h (μS/cm ²)	10	50	10
E_{leak} (mV)	-64.0	-60.0	-57.0
E_{Na} (mV)	50.0		
E_{Kd} (mV)	-77.0		
E_{Ka} (mV)	-77.0		
E_{Km} (mV)	-82.3		
E_h (mV)	0		

[0060]

[0061] 본 실시예에 따른 스파이킹 신경망은 뉴런 간 연결구조인 시냅스의 작용을 두 개의 지수 항을 기반으로 설명하는 Double exponential 시냅스 모델을 기반으로 하되, 도 5에 도시된 바와 같이 생물학적 뇌의 피질 영역에서 실험을 통해 측정된 시냅스 및 단기 시냅스 가소성 특성을 모사하는 시냅스 모델을 따른다.

[0062] 이러한 시냅스 모델은 시냅스 반응에 의해 시냅스 후 뉴런에 제공될 전류 결정 수식을 아래 수학식 4와 같이 정의한다.

[0063] [수학식 4]

$$[0064] I_{syn}(t) = g_{max} \times factor \times \left(-e^{-\frac{t}{\tau_{rise}}} + -e^{-\frac{t}{\tau_{decay}}} \right) \times (V_m - E_{syn}),$$

$$[0065] factor = 1 / \left(-e^{-\frac{\tau_p}{\tau_{rise}}} + -e^{-\frac{\tau_p}{\tau_{decay}}} \right),$$

$$[0066] \tau_p = \tau_{rise} \times \tau_{decay} \times \log(\tau_{rise} / \tau_{decay}) / (\tau_{rise} - \tau_{decay})$$

[0067] 여기서, I_{syn} 은 총 시냅스 전류이고, g_{max} 는 시냅스 컨덕턴스의 최대값이고, $factor$ 는 노멀라이즈된 팩터이고, τ_{rise} 는 라이즈 타임(rise time) 상수이고, τ_{decay} 는 디케이 타임(decay time) 상수이고, V_m 은 막전위이고, E_{syn} 는 반전전위를 의미한다.

[0068] 또한, 앞서 정의된 흥분성 뉴런(EX), PV 발현 억제성 뉴런(IN_{PV}) 및 SST 발현 억제성 뉴런(IN_{SST}) 간을 연결하는 시냅스에 적용될 파라미터는 아래 표 2 와 같이 정의될 수 있다.

[표 2]

	EX-EX synapse	EX-IN _{PV} synapse	EX-IN _{SST} synapse	IN _{PV} -EX or IN _{SST} -EX synapse	IN _{PV} -IN _{PV} synapse
Amplitude (mV)	0.95	2.00	0.40	-0.40	-1.00
g_{max} (mS/cm ²)	2.390	4.980	0.487	0.777	1.500
τ_{rise} (ms)	0.2	0.1	0.2	1.0	0.5
τ_{decay} (ms)	0.4	0.2	0.4	4.0	2.0
E_{syn} (mV)	0	0	0	-80	-80

[0070]

[0071] 본 실시예에 따른 시냅스 모델은 또한, 단기 시냅스 가소성에 의한 시냅스 반응 변화를 아래 수학적식 5 와 같이 정의한다.

[0072] [수학적식 5]

$$I_{syn}(t) = A \times g_{max} \times factor \times (-e^{-t/\tau_{rise}} + e^{-t/\tau_{decay}}) \times (V_m - E_{syn}),$$

$$A = A_0 D F,$$

$$D \rightarrow Dd, \quad \tau_D dD/dt = 1 - D,$$

$$F \rightarrow F + f, \quad \tau_F dF/dt = 1 - F.$$

[0073]

[0074] 여기서, A 는 시냅스 반응 진폭의 비율이고, A_0 는 최초 반응 진폭이고, D 는 저하(depression)를 나타내는 동적 변수이고, d 는 저하 팩터이고, τ_d 는 저하 타임 상수이고, F 는 촉진(facilitation)을 나타내는 동적변수이고, f 는 촉진 팩터이고, τ_F 는 촉진 타임 상수이고, I_{syn} 은 총 시냅스 전류이고, g_{max} 는 시냅스 컨덕턴스의 최대값이고, $factor$ 는 노멀라이즈된 팩터이고, τ_{decay} 는 디케이 타임(decay time) 상수이고, V_m 은 막전위이고, E_{syn} 는 반전전위를 의미한다.

[0075] 또한, 앞서 정의된 흥분성 뉴런(EX), PV 발현 억제성 뉴런(IN_{PV}) 및 SST 발현 억제성 뉴런(IN_{SST}) 간을 연결하는 시냅스에 적용될 파라미터는 아래 표 3 과 같이 정의될 수 있다.

[표 3]

	EX-IN _{PV} synapse	EX-IN _{SST} synapse
d	0.74	0.70
τ_D (ms)	100	50
f	—	1.40
τ_F (ms)	—	250

[0077]

[0078] 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)는 상술한 바와 같은 뉴런 모델과 시냅스 모델을 기초로 복수의 레이어를 갖는 스파이킹 신경망을 구성한다.

[0079] 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)는, 도 3 에서와 같이, 입력 이미지(input image)의 픽셀마다 하나의 뉴런을 할당하여 구성된 입력 레이어(10), 입력 레이어(10)를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 히든 레이어(21,22), 히든 레이어(21,22)를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받아 출력 신호를 출력하는 출력 레이어(31,32)를 포함한다.

[0080] 보다 구체적으로, 입력 레이어(10)는 입력 이미지의 픽셀 수에 대응하는 수의 뉴런으로 구성된다. 이러한 입력

레이어(10)를 구성하는 각각의 뉴런은 당해 픽셀에 대응하는 인코딩된 신경암호를 입력받는다. 예컨대, 도 3 에서와 같이, 입력 이미지의 픽셀이 784 개로 구성되어 있다면, 입력 레이어를 구성하는 뉴런도 픽셀의 개수와 동일한 784 개로 구성될 수 있다.

[0081] 히든 레이어(21,22)는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 히든 레이어(21)와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 히든 레이어(22)를 포함한다. 이러한 흥분성 히든 레이어(21)와 억제성 히든 레이어(22)는 각각 입력 레이어(10)와 흥분성 시냅스로 연결된다. 이로써, 흥분성 히든 레이어(21)와 억제성 히든 레이어(22)는 입력 레이어(10)를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받으며, 바람직하게는, 입력 레이어(10)를 구성하는 뉴런들 중 약 20%의 뉴런들로부터 신호를 전달받을 수 있다. 또한, 흥분성 히든 레이어(21)와 억제성 히든 레이어(22)는 동일 레이어 상에서 상호 흥분성 시냅스 및 억제성 시냅스로 연결된다.

[0082] 출력 레이어(31,32)는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 출력 레이어(31)와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 출력 레이어(32)를 포함한다. 이러한 흥분성 출력 레이어(31)와 억제성 출력 레이어(32)는 각각 흥분성 시냅스로 흥분성 히든 레이어(21)와 연결되며, 상기 흥분성 출력 레이어와 억제성 출력 레이어는 동일 레이어 상에서 상호 흥분성 시냅스 및 억제성 시냅스로 연결될 수 있다.

[0083] 상술한 바와 같이, 본 실시예에 따른 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)는 종래의 측면 억제 방식을 사용하지 않고 동일한 레이어 선상에서 별도의 억제성 뉴런으로 구성된 레이어를 구비함으로써 특정 흥분성 뉴런이 특정 입력 이미지에 선택적으로 반응하도록 유도하여 보다 생물학적 뇌에 가까운 스파이킹 신경망을 구성할 수 있는 이점을 갖는다.

[0084] 학습부(140)는 흥분성 뉴런 간의 시냅스에 STDP(Spike Timing-Dependent plasticity) 학습규칙을 적용하여 출력 레이어의 뉴런이 입력된 이미지에 따라 선택적으로 스파이크 신호를 생성하도록 시냅스 가중치를 수정한다.

[0085] 여기서, STDP 학습규칙이란, 생체와 유사한 방식으로 프리 뉴런이 내보내는 스파이크 신호와 포스트 뉴런이 내보내는 스파이크 신호의 시간차를 이용하여 시냅스 가중치를 업데이트하는 것이다. 예컨대, 프리 뉴런이 스파이크 신호를 내보내는 시간과 포스트 뉴런이 스파이크 신호를 내보내는 시간 간의 시간차가 '0'보다 크면, LTP(Long Term Potentiation)으로 가중치를 올리고, 상기 시간차가 '0'보다 작으면, LTD(Long Term Digression)으로 가중치를 내린다. 이러한 LTP 와 LTD 에 따라 변경시킬 시냅스 가중치의 값은 Δt 에 따라 아래 수학적 식 6 으로 정의될 수 있다.

[0086] [수학적 식 6]

$$\frac{dW}{dt} = \begin{cases} p \times (w_{max} - W) \times \exp \frac{-\Delta t}{\tau_p}, & 0 < \Delta t \leq 100 \\ d \times (W - w_{min}) \times \exp \frac{-\Delta t}{\tau_d}, & \Delta t < 0 \text{ or } \Delta t > 100 \end{cases}$$

[0087] 여기서, W는 시냅스 가중치이고, p는 강화 팩터(potential factor)이고, d는 약화 팩터(depression factor)이고, wmax는 최대값이고, wmin은 최소값이고, τ_p 와 τ_d 는 강화/약화의 효율 타임 상수이고, Δt 는 프리와 포스트 시냅틱 스파이크 사이의 시간차를 의미한다. 한편, 본 실시예에 따른 학습부(140) 는 이들 파라미터를 p는 0.1, d는 0.1, wmax는 1, wmin은 -1, τ_p 와 τ_d 는 20 으로 설정하여 학습하였으나, 이에 한정되지 않는다.

[0088] 즉, 학습부(140)는 상술한 STDP 학습규칙에 따라 결정된 가중치의 변화값을 이전 가중치값에 더하면서 시냅스 가중치를 업데이트하는 것이다.

[0089] 한편, 본 실시예에 따른 학습부(140)는 이미지에 따라 출력 레이어의 타겟 뉴런을 결정하고, 상기 타겟 뉴런에서 스파이크 신호를 생성하도록 상기 타겟 뉴런의 막 전위의 상승 또는 하강을 통해 STDP 학습 규칙에 의한 상기 시냅스의 강화 또는 약화를 유도하는 지도학습부를 포함할 수 있다. 즉, 지도학습부는 도 7 의 (a)에서와 같이, 숫자 이미지가 입력 이미지로 제공될 때, 해당 숫자 이미지를 알맞게 분류하는 출력 레이어 상의 타겟 뉴런(2)을 결정하고, 해당 타겟 뉴런(2)의 막 전위 상승 또는 하강에 의한 스파이크 유도를 통해 해당 타겟 뉴런에 대한 시냅스들의 강화 또는 약화를 유도한다. 보다 구체적으로, 지도학습부는 상기 타겟 뉴런의 막전위를 높여 스파이크 발생 확률을 높이거나 그 밖의 뉴런의 막전위는 낮추어서 스파이크 발생 확률을 낮출 수 있다.

[0090] 또한, 학습부(140)는 이미지에 따라 출력 레이어에서 출력되는 스파이크 신호에 기초하여 STDP 학습규칙에 따라 상기 시냅스 가중치를 수정하는 비지도학습부를 포함할 수 있다. 즉, 비지도학습부는 도 7 의 (b)에서와 같이, 출력 레이어 상의 특정 뉴런에 대한 스파이크를 유도 또는 억제하는 등의 개입을 하지 않고 입력이미지에 따라

신경망에서 자연스레 발생하는 스파이크 신호를 정답신호로 간주하고, 이러한 스파이크 신호에 의한 STDP 학습 규칙으로 시냅스 가중치를 수정하여 학습하는 것이다.

- [0092] 평가부(150)는 테스트 이미지를 학습부(140)에서 학습된 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)에 적용하여 출력된 결과를 평가한다. 예컨대, 평가부(150)는 입력부(110)에서 입력된 10,000장의 숫자이미지를 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)에 입력시켜 얻은 숫자 분류결과를 기초로 해당 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)의 성능을 평가할 수 있다.
- [0093] 한편, 평가부(150)는 학습부(140)에서 학습하는 방식에 따라 성능평가를 달리 할 수 있다.
- [0094] 보다 구체적으로, 평가부(150)는 지도학습부에 따라 학습된 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)에 대해서는, 출력 레이어 상의 뉴런 중 가장 먼저 스파이크 신호를 생성한 뉴런의 번호가 이미지 상의 숫자와 일치하는지를 기초로 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)의 성능을 평가할 수 있다.
- [0095] 또한, 평가부(150)는 비지도학습부에 따라 학습된 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)에 대해서는, 출력 레이어 상의 뉴런 중 가장 먼저 스파이크 신호를 생성한 뉴런의 번호가 이미지에 대한 정답으로 간주하여 스파이킹 뉴럴 네트워크부(130)의 성능을 평가할 수 있다.
- [0096] 도 8 은 본 발명의 다른 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법을 도시한 순서도이다.
- [0097] 본 실시예에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법은 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 장치에서의 이미지 인식 방법으로서, 입력부에서 적어도 하나 이상의 픽셀로 구성된 이미지를 입력받는 단계(S10), 인코딩부에서 상기 이미지 내 픽셀의 휘도를 기초로 상기 복수의 뉴런에 제공할 신경암호를 인코딩하는 단계(S20), 학습부에서 스파이킹 뉴럴 네트워크부를 학습시키는 단계(S30) 및 학습된 스파이킹 뉴럴 네트워크부에서 입력된 이미지를 인식하는 단계(S40) 및 평가부에서 인식된 이미지를 기초로 평가하는 단계(S50)를 포함한다.
- [0098] 한편, 인코딩하는 단계(S20)는 상기 휘도에 따라 상기 스파이크 신호의 발화율을 결정하는 발화율 코드 인코딩과, 상기 휘도에 따라 스파이크 타이밍을 결정하는 스파이크 타이밍 코드 인코딩을 수행하는 것일 수 있다.
- [0099] 또한, 스파이킹 뉴럴 네트워크부는 상기 이미지의 픽셀에 대응되게 마련되어 막 전위 상태값이 미리 설정된 역치값을 초과하면 스파이크 신호를 생성하는 복수의 뉴런과, 상기 복수의 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함한다.
- [0100] 보다 구체적으로, 스파이킹 뉴럴 네트워크부는, 상기 이미지의 픽셀마다 하나의 뉴런을 할당하여 상기 인코딩된 신경암호를 입력받는 입력 레이어, 상기 입력 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 히든 레이어로서, 상기 히든 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 히든 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 히든 레이어를 포함하는 상기 히든 레이어 및 상기 흥분성 히든 레이어를 구성하는 복수의 뉴런 중 일부 뉴런으로부터 신호를 전달받는 출력 레이어로서, 상기 출력 레이어는 흥분성 뉴런으로 구성된 흥분성 출력 레이어와 억제성 뉴런으로 구성된 억제성 출력 레이어를 포함하는 상기 출력 레이어를 포함할 수 있다.
- [0101] 또한, 학습하는 단계(S30)는, 상기 흥분성 뉴런 간의 시냅스에 STDP 학습규칙을 적용하여 상기 출력 레이어의 뉴런이 상기 이미지에 따라 선택적으로 스파이크 신호를 생성하도록 시냅스 가중치를 수정하는 단계일 수 있다.
- [0102] 보다 구체적으로, 학습하는 단계(S30)는, 상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어의 타겟 뉴런을 결정하고, 상기 타겟 뉴런에서 스파이크 신호를 생성하도록 상기 타겟 뉴런의 막 전위의 상승 또는 하강을 통해 STDP 학습 규칙에 의한 상기 시냅스의 강화 또는 약화를 유도하는 지도학습방식, 또는 상기 이미지에 따라 상기 출력 레이어에서 출력되는 스파이크 신호에 기초하여 STDP 학습규칙에 따라 상기 시냅스 가중치를 수정하는 비지도학습방식으로 이루어질 수 있다.
- [0103] 그 밖의 구성은 도 1 내지 도 7 에서의 설명과 동일한바, 이에 대한 설명은 생략한다.
- [0104] 상술한 본 발명에 따르면, 종래의 오류 역전파 학습 방식이 아닌 생물학적 뇌의 학습 기전으로 여겨지는 STDP 방식의 학습 규칙을 이용하여 스파이킹 신경망에 적용 가능한 학습방식을 사용할 뿐만 아니라 학습을 위한 연산량을 감소시킬 수 있다.
- [0105] 또한, 지도 및 비지도 학습이 통합적으로 가능한 프레임워크를 구축하여, 지도학습에서는 STDP 방식을 기반으로 하여 생물학적 타당성의 부재와 부자연스러운 적용문제를 해결하고, 비지도 학습에서는 추가적 외부 모듈없이 신경망의 연산결과로만 최종 출력을 결정할 수 있다.

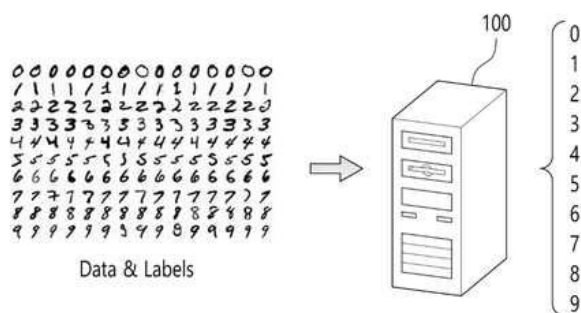
- [0106] 또한, 스파이킹 신경망에 입력으로 제공하기 위한 인코딩 방식으로 발화율 코드 방식 뿐만 아니라 스파이크 타이밍 코드 방식을 채용한바, 신경망의 학습 및 분류 작업에 필요한 연산량을 감소시키고 STDP 등 다양한 생물학 기반 메커니즘과의 협응 효과를 증가시킬 수 있다.
- [0107] 또한, 스파이킹 신경망 구성에 있어, 종래의 측면 억제 방식을 사용하지 않고 동일한 연결성을 갖는 별도의 억제성 뉴런으로 구성된 레이어를 구비함으로써 특정 흥분성 뉴런이 특정 입력 이미지에 선택적으로 반응하도록 유도하여 보다 생물학적 뇌에 가까운 스파이킹 신경망을 구성할 수 있는 이점을 갖는다.
- [0108] 이상에서 설명한 실시예들에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법에 의한 동작은 적어도 부분적으로 컴퓨터 프로그램으로 구현되고 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 기록될 수 있다. 실시예들에 따른 생물학적 뇌 모사 스파이킹 신경망을 이용한 이미지 인식 방법에 의한 동작을 구현하기 위한 프로그램이 기록되고 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체의 예로는 ROM, RAM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 광 데이터 저장장치 등이 있다. 또한 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산 방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수도 있다. 또한, 본 실시예를 구현하기 위한 기능적인 프로그램, 코드 및 코드 세그먼트(segment)들은 본 실시예가 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에 의해 용이하게 이해될 수 있을 것이다.
- [0109] 이상에서는 실시예들을 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

부호의 설명

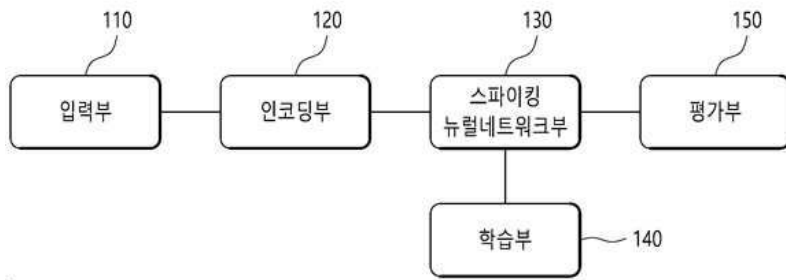
- [0110] 110: 입력부
120: 인코딩부
130: 스파이킹 뉴럴 네트워크부
140: 학습부
150: 평가부

도면

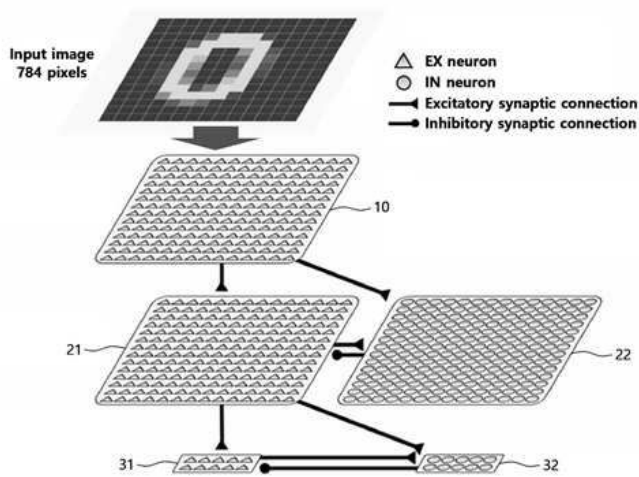
도면1



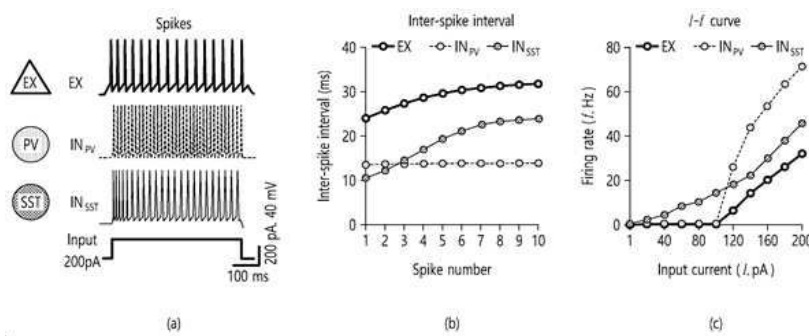
도면2



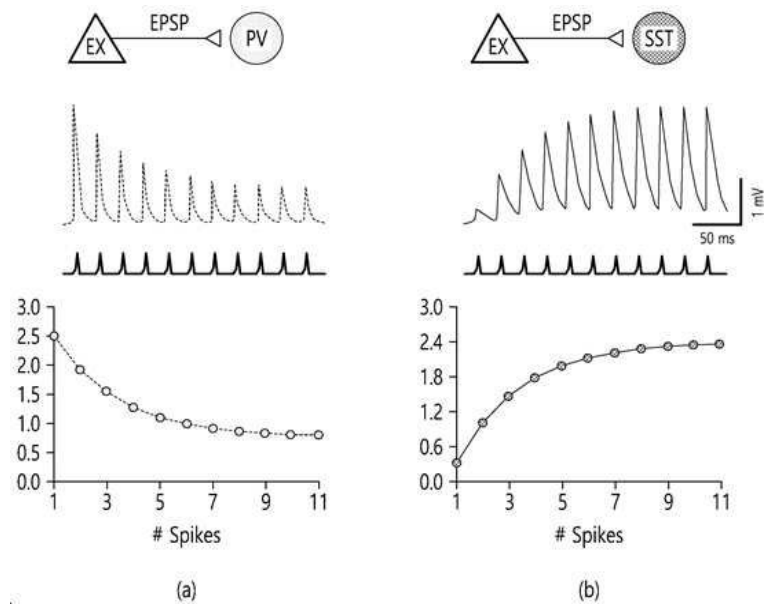
도면3



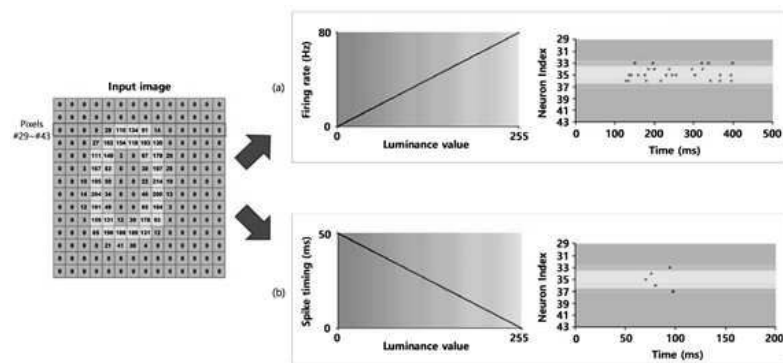
도면4



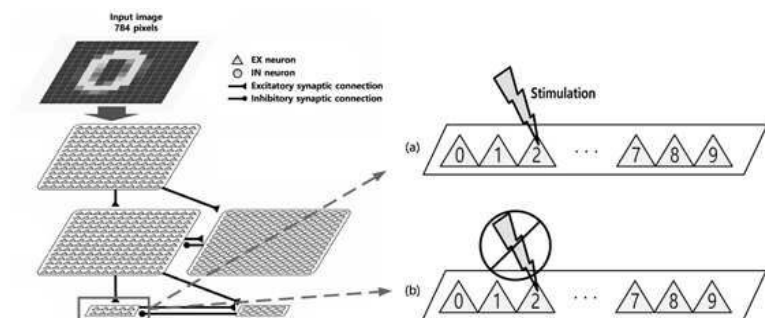
도면5



도면6



도면7



도면8

