



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년11월04일
(11) 등록번호 10-2463145
(24) 등록일자 2022년11월01일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06K 9/00 (2022.01) G06N 3/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06V 20/597 (2022.01)
G06N 3/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0132466
(22) 출원일자 2020년10월14일
심사청구일자 2020년10월14일
(65) 공개번호 10-2021-0155318
(43) 공개일자 2021년12월22일
(30) 우선권주장
1020200072253 2020년06월15일 대한민국(KR)
(56) 선행기술조사문헌
KR1020200063292 A
KR1020190130179 A
비특허문헌

(73) 특허권자
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
김용국
경기도 성남시 분당구 동판교로 156, 911동 503호(삼평동, 봇들마을9단지금호어울림아파트)
(74) 대리인
송인호, 최관락

전체 청구항 수 : 총 8 항

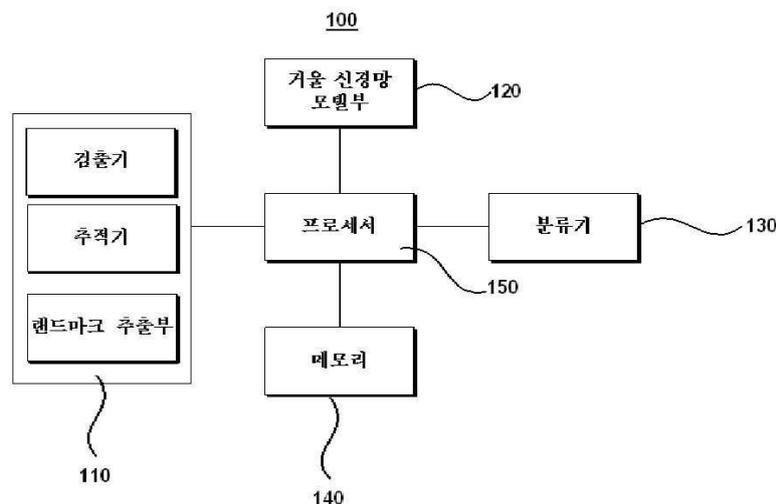
심사관 : 하은주

(54) 발명의 명칭 **가짜 감정 인식 방법 및 그 장치**

(57) 요약

가짜 감정 인식 방법 및 그 장치가 개시된다. 가짜 감정 인식 장치는, 입력 영상에서 얼굴 영역을 감지하고, 상기 얼굴 영역에서 얼굴 랜드마크를 검출하는 검출부; 상기 얼굴 랜드마크를 분석하여 시간-공간 도메인에서의 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력하는 거울 신경망 모델부; 및 상기 PB 벡터를 스파이크(spike)로 변환하고, 상기 변환된 스파이크를 학습된 분류 모델에 적용하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하는 분류기를 포함한다.

대표도 - 도1



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711090675
과제번호	2017-0-00731-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	방송통신산업기술개발(R&D)
연구과제명	딥러닝 기반 시청자 주의 및 감정상태 판별을 이용한 맞춤형 광고 플랫폼 연구 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31
공지예외적용	: 있음

명세서

청구범위

청구항 1

입력 영상에서 얼굴 영역을 감지하고, 상기 얼굴 영역에서 얼굴 랜드마크를 검출하는 검출부;

상기 얼굴 랜드마크를 분석하여 시간-공간 도메인에서의 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력하는 거울 신경망 모델부; 및

상기 PB 벡터를 스파이크(spike)로 변환하고, 상기 변환된 스파이크를 STDP(spike-timing-dependent plasticity)에 기초한 학습된 분류 모델에 입력하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하는 분류기를 포함하되,

상기 PB 벡터는 0보다 큰 경우 스파이크 뉴런으로 변환되되,

상기 분류 모델은 온(On)과 오프(Off) 상태만 가지며, 상기 변환된 스파이크 뉴런에 의해 복수의 뉴런의 활성화 상태를 결정하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 장치.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 거울 신경망 모델부는,

RNN-PB에 2D 그리드 장단기메모리(2D grid LSTM)이 결합된 구조로 형성되되,

상기 2D 그리드 장단기메모리는 학습 과정에서 상기 RNN-PB의 메모리 셀의 정보를 저장하는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 장치.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 2D 그리드 장단기메모리는 상기 입력 영상에 상응하는 감정을 컨텍스트 정보로서 입력 받는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 장치.

청구항 4

삭제

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 거울 신경망 모델부는,

모든 시간 스텝(time step)의 PB 노드에 대한 역전파 오류를 누적하며,

상기 PB 벡터는 하기 수학적식에 의해 갱신되는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 장치.

$$p_{x_i} = p_{x_i}^{old} + \delta p_{x_i}$$

여기서, $p_{x_i}^{old}$ 는 갱신 이전의 PB 벡터의 값을 나타내며, $\delta p_{x_i} = \frac{1}{l_i} \sum_{t=0}^{l_i-1} error_{p_{x_i}}(t)$ 는 모든 시간 스텝을 통해 누적된 역전파 오류값의 평균값을 나타내며, $error_{p_{x_i}}(t)$ 는 t 시간 스텝에서의 역전파 오류를 나타냄.

청구항 6

제1 항에 있어서,
PB 벡터 리스트를 스파이크 누적으로 변환하고, 포아송 분산 스파이크 트레인으로 표현하여 상기 분류 모델에 적용하는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 장치.

청구항 7

삭제

청구항 8

제1 항에 있어서,
상기 분류 모델은 행복, 슬픔, 혐오, 분노, 경멸 및 놀라움 얼굴 표정으로 구성된 데이터 세트를 이용하여 가짜 감정 및 진짜 감정 분류를 위한 학습이 선행되는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 장치.

청구항 9

가짜 감정 인식 장치의 가짜 감정 인식 방법에 있어서,
입력 영상에서 얼굴 영역을 감지하고, 상기 얼굴 영역에서 얼굴 랜드 마크를 검출하는 단계;
상기 얼굴 랜드마크를 분석하여 학습된 거울 신경망 모델에 적용하여 시간-공간 도메인에서의 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력하는 단계; 및
상기 PB 벡터를 스파이크(spike)로 변환하고, 상기 변환된 스파이크를 STDP(spike-timing-dependent plasticity)에 기초한 학습된 분류 모델에 적용하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하는 단계를 포함하되,
상기 거울 신경망 모델은,
RNNPB 기반 구조에 2D 그리드 장단기메모리를 결합한 구조이되, 상기 2D 그리드 장단기메모리의 출력은 상기 RNNPB의 히든 계층에 완전하게 연결되되,
상기 PB 벡터는 0보다 큰 경우 스파이크 뉴런으로 변환되되,
상기 분류 모델은 온(On)과 오프(Off) 상태만 가지며, 상기 변환된 스파이크 뉴런에 의해 복수의 뉴런의 활성화 상태를 결정하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 방법.

청구항 10

제9 항에 따른 방법을 수행하기 위해 필요한 프로그램 코드를 기록한 컴퓨터로 판독 가능한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 거울 신경망 및 STDP에 기반한 가짜 감정 인식 방법 및 그 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 인간의 비언어적 의사 소통은 주로 표정과 손(또는 신체) 제스처를 이용한다. 그 중에서도 인간의 표정은 빠르고 미묘한 의사 소통 방식을 제공한다. 인간은 다양한 표정을 표현할 수 있으나 기본적인 표정은 주로 6가지로 알려져 있다. 그러나 얼굴 표정이 진짜 감정인지 가짜 감정인지를 구분하는 것은 매우 어려운 문제이다.

[0004] 종래 기술의 경우 미소에 집중하여 표정의 진위를 구별하나 전통적인 머신 러닝을 이용하는 문제로 인해 정확도가 높지 못하며, 정확한 얼굴 전체 영상이 확보된 상태에서만 가능하여 실제 적용이 어려운 문제점이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 거울 신경망 및 STDP에 기반한 가짜 감정 인식 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

[0007] 또한, 본 발명은 가짜 감정 판별 정확도가 매우 높은 거울 신경망 및 STDP에 기반한 가짜 감정 인식 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 본 발명의 일 측면에 따르면, 거울 신경망 및 STDP에 기반한 가짜 감정 인식 장치가 제공된다. 본 발명의 일 실시예에 따르면, 입력 영상에서 얼굴 영역을 감지하고, 상기 얼굴 영역에서 얼굴 랜드마크를 검출하는 검출부; 상기 얼굴 랜드마크를 분석하여 시간-공간 도메인에서의 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력하는 거울 신경망 모델부; 및 상기 PB 벡터를 스파이크(spike)로 변환하고, 상기 변환된 스파이크를 학습된 분류 모델에 적용하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하는 분류기를 포함하는 가짜 감정 인식 장치가 제공될 수 있다.

[0010] 상기 거울 신경망 모델부는, RNN-PB에 2D 그리드 장단기메모리(2D grid LSTM)이 결합된 구조로 형성되며, 상기 2D 그리드 장단기메모리는 학습 과정에서 상기 RNN-PB의 메모리 셀의 정보를 저장할 수 있다.

[0011] 상기 2D 그리드 장단기메모리는 상기 입력 영상에 상응하는 감정을 컨텍스트 정보로서 입력 받는다.

[0012] 상기 분류 모델은 STDP 기반 구조로 형성될 수 있다.

[0013] 상기 거울 신경망 모델부는, 모든 시간 스텝(time step)의 PB 노드에 대한 역전파 오류를 누적하며, 상기 PB 벡터는 하기 수학적식에 의해 갱신되며,

[0014]
$$p_{x_i} = p_{x_i}^{old} + \delta p_{x_i}$$

[0015] 여기서, $p_{x_i}^{old}$ 는 갱신 이전의 PB 벡터의 값을 나타내며, $\delta p_{x_i} = \frac{1}{l_i} \sum_{t=0}^{l_i-1} error_{p_{x_i}}(t)$ 는 모든 시간 스텝을 통해 누적된 역전파 오류값의 평균값을 나타내며, $error_{p_{x_i}}(t)$ 는 t 시간 스텝에서의 역전파 오류를 나타낸다.

[0016] PB 벡터 리스트를 스파이크 누적으로 변환하고, 포아송 분산 스파이크 트레인으로 표현하여 상기 분류 모델에 적용할 수 있다.

[0017] 상기 PB 벡터 리스트를 스파이크 누적으로 변환함에 있어, PB 벡터의 값이 0보다 큰 경우 스파이크된 뉴런으로 변환될 수 있다.

[0018] 상기 분류 모델은 온(on)과 오프(off) 상태만을 가지며, 행복, 슬픔, 혐오, 분노, 경멸 및 놀라움 얼굴 표정의

로 구성된 데이터 세트를 이용하여 가짜 감정 및 진짜 감정 분류를 위한 학습이 선행될 수 있다.

[0020] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 거울 신경망 및 STDP에 기반한 가짜 감정 인식 방법이 제공된다.

[0021] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 입력 영상에서 얼굴 영역을 감지하고, 상기 얼굴 영역에서 얼굴 랜드마크를 검출하는 단계; 상기 얼굴 랜드마크를 분석하여 학습된 거울 신경망 모델에 적용하여 시간-공간 도메인에서의 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력하는 단계; 및 상기 PB 벡터를 스파이크(spike)로 변환하고, 상기 변환된 스파이크를 학습된 분류 모델에 적용하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하는 단계를 포함하되, 상기 거울 신경망 모델은, RNNPB 기반 구조에 2D 그리드 장단기메모리를 결합한 구조이되, 상기 2D 그리드 장단기메모리의 출력은 상기 RNNPB의 히든 계층에 완전하게 연결되는 것을 특징으로 하는 가짜 감정 인식 방법이 제공될 수 있다.

발명의 효과

[0023] 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 및 STDP에 기반한 가짜 감정 인식 방법 및 그 장치를 제공함으로써, 매우 높은 정확도로 가짜 감정 판별이 가능한 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 가짜 감정 인식 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 랜드마크 추출을 설명하기 위해 도시한 도면.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부의 상세 구조를 도시한 도면.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 2D 그리드 장단기메모리의 구조를 도시한 도면.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 셋을 도시한 도면.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 분류 모델의 구조를 도시한 도면.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 샘플 번호가 다른 XeAe 가중치를 시각화한 일 예를 도시한 도면.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 훈련 과정 중 다양한 수의 흥분성 뉴런 및 샘플에 대한 훈련 및 테스트 결과를 나타낸 도면.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 가짜 감정 인식 방법을 나타낸 순서도.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 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.

[0027] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다.

[0029] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 가짜 감정 인식 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 랜드마크 추출을 설명하기 위해 도시한 도면이며, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부의 상세 구조를 도시한 도면이고, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 2D 그리드 장단기메모리의 구조를 도시한 도면이며, 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 셋을 도시한 도면이고, 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 분류 모델의 구조를 도시한 도면이고, 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 샘플 번호가 다른 XeAe 가중치를 시각화한 일 예를 도시한 도면이며, 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 훈련 과정 중 다양한 수의 흥분성 뉴런 및 샘플에 대한 훈련 및 테스트 결과를 나타낸 도면이다.

[0030] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 가짜 감정 인식 장치(100)는 검출부(110), 거울 신경망 모델부(120), 분류기(130), 메모리(140) 및 프로세서(150)를 포함하여 구성된다.

[0031] 검출부(110)는 입력 프레임에서 얼굴을 검출하고, 얼굴 랜드마크를 추출하기 위한 수단이다.

- [0032] 검출부(110)는 입력 영상에서 얼굴을 검출한 후 추적기를 이용하여 얼굴을 추적하여 얼굴 영역을 추출할 수 있다.
- [0033] 즉, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 검출부(110)는 얼굴 영역을 검출하는 검출기와 검출된 얼굴을 추적하는 추적기를 포함하여 구성된다. 본 발명의 일 실시예에서는 KK 추적기(KK tracker)가 포함되는 것을 가정하기로 한다. 이러한 KK 추적기는 칼만 필터와 결합된 KCF(Kernelized Correlation Filter)가 사용된다.
- [0034] 검출부(110)는 각 프레임에서 얼굴 영역을 단순히 검출하는 것이 아니라 검출된 얼굴 영역을 기초로 얼굴을 추적하는 추적기를 포함할 수 있다. 이로 인해, 선글라스를 쓰거나 얼굴이 정면이 아니라 약간 측면으로 촬영된 영상에서도 얼굴 영역 검출이 가능하도록 할 수 있는 이점이 있다.
- [0035] 검출부(110)는 각 프레임에서 얼굴 영역을 검출한 후 얼굴 랜드마크를 검출할 수 있다. 예를 들어, 검출부(110)는 DLib 라이브러리를 이용하여 얼굴 랜드마크를 검출할 수 있다. 본 발명의 일 실시예에서는 이해와 설명의 편의를 도모하기 위해 공지된 DLib 라이브러리를 이용하여 얼굴 랜드마크를 검출하는 것을 가정하여 설명하고 있으나, 이외에도 얼굴 랜드마크를 검출할 수 있는 공지된 방법들이 제한없이 적용될 수 있음은 당연하다.
- [0036] 다만, 본 발명의 일 실시예에서는 얼굴 랜드마크 검출시 감정 표현과 무관한 얼굴 랜드마크는 삭제하고 감정 표현을 위해 필요한 얼굴 랜드마크를 추가하여 검출할 수도 있다.
- [0037] 예를 들어, 도 2를 참조하기로 한다.
- [0038] 도 2의 (a)는 DLib을 이용하여 검출된 얼굴 랜드마크를 예시한 도면이다. 도 2의 (a)에 도시된 바와 같이, DLib 라이브러리의 경우 68개의 얼굴 랜드마크를 추출한다. 그러나, 본 발명의 일 실시예에 따른 검출부(110)는, 도 2의 (b)에 도시된 바와 같이, 얼굴 표정 인식에 불필요한 랜드마크를 제거하고(도 2 (a)의 초록색 랜드마크), 얼굴 표정 인식에 필요한 랜드마크를 추가하였다(도 2 (b)의 노란색 랜드마크).
- [0039] 거울 신경망 모델부(120)는 상기 얼굴 랜드마크를 분석하여 시간-공간 도메인에서의 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력하기 위한 수단이다.
- [0040] 거울 신경망 모델부(120)의 상세 구조는 도 3에 도시된 바와 같다.
- [0041] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 거울 신경망 모델부(120)은 RNNPB에 2D 그리드 장단기메모리(2D grid LSTM)이 결합된 구조로 구성된다. 여기서, 2D 그리드 장단기메모리는 RNNPB의 히든층에 완전하게 연결될 수 있다. 이와 같이 2D 그리드 장단기메모리가 RNNPB와 결합됨에 따라 2D 그리드 장단기메모리는 RNNPB의 메모리셀의 정보를 시계열적으로 저장할 수 있는 이점이 있다.
- [0042] 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120)는 RNNPB 구조를 기반으로 하며 전술한 바와 같이, 2D 그리드 장단기메모리가 결합된 구조이다. RNNPB의 기본 아키텍처는 Jordan 유형의 순환 피드 포워드 신경망이며, 입력층에 PB 노드가 존재하는 점에서 차이가 있다. 다른 입력 노드와 달리 PB 노드는 각 시간 시퀀스에서 특정 상수 벡터를 사용한다. 즉, PB 노드는 고정된 길이 벡터와 시간 시퀀스를 매핑할 수 있다. 즉, PB 노드는 자체 구성 프로세스를 통해 시간 시퀀스를 인코딩할 수 있다.
- [0043] RNNPB와 마찬가지로 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120) 또한 감독되는 방식으로 시간 시퀀스를 학습할 수 있다.
- [0044] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 거울 신경망 모델은 BPTT(backpropagation through time) 알고리즘을 이용하여 훈련 시간 시퀀스의 구조적 속성을 훈련할 수 있다.
- [0045] PB 벡터는 각 시간 시퀀스의 특정 속성을 동시에 인코딩할 수 있다. 학습 과정의 결과로 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120)는 PB 벡터와 시간 시퀀스 간의 매핑을 자체 구성할 수 있다.
- [0046] 거울 신경망 모델부(120)는 학습 과정에서 변형된 BPTT 알고리즘을 이용하여 PB 계층의 고유값을 조정하고 PB 벡터를 갱신하기 위해 고정된 나가는 연결의 가중치를 유지할 수 있다. 또한, 거울 신경망 모델부(120)는 모든 시간 스텝에 대해 PB 노드와 관련된 역전파 오류를 누적될 수 있다.
- [0047] 모든 시간 스텝을 통해 PB 노드에 대한 평균 역전파 오류는 수학식 1을 이용하여 도출될 수 있으며, PB 벡터는 수학식 2를 이용하여 갱신될 수 있다.

수학식 1

$$\delta p_{x_i} = \frac{1}{l_i} \sum_{t=0}^{l_i-1} error_{p_{x_i}}(t).$$

[0048]

[0049] 여기서, δp_{x_i} 는 모든 PB 노드에 대한 평균 역전과 오류값을 나타내고, t는 현재 시간 스텝을 나타내며, $error_{p_{x_i}}(t)$ 는 현재 시간 스텝에서의 에러값을 나타낸다.

[0050] l_i 는 이포크(epoch)를 나타내며, 학습시 100으로 사용될 수 있다.

수학식 2

$$p_{x_i} = p_{x_i}^{old} + \delta p_{x_i}$$

[0051]

[0052] 여기서, $p_{x_i}^{old}$ 는 갱신되기 이전의 PB 벡터값을 나타낸다.

[0053] 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120)는 PB 벡터에 상응하는 시간 시퀀스를 생성할 수 있다. 생성 과정은 PB 벡터, 고정된 초기 컨텍스트 벡터, 및 입력 벡터가 이용될 수 있다.

[0054] 얼굴 랜드마크는 입력 벡터로 사용된다. 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120)는 RNNPB를 기반으로 하므로, 학습 모드, 시퀀스 생성, 및 인식 모드로 동작될 수 있다.

[0055] 거울 신경망 모델부(120)의 학습 과정에서 PB 공간의 훈련 시간 시퀀스들 사이의 관계 구조가 추출될 수 있다. 거울 신경망 모델부(120)는 거울 신경(mirror neurons)의 속성으로 인해, 동적 시스템 접근 방식을 대표할 수 있다.

[0056] 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120)는 학습 모드, 생성 모드, 인식 모드와 같은 세가지 운영 모델을 가지고 있다. 각각에 대해 설명하기로 한다.

[0057] 우선 학습 모드에 대해 설명하기로 한다.

[0058] 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120)는 진짜 감정, 가짜 감정으로 구성된 라벨이 붙은 표정 비디오표를 사용하여 수행될 수 있다.

[0059] 따라서, 학습 과정에서 두개의 PB 벡터가 생성될 수 있다. 하나는 진짜 감정을 위한 것이며, 다른 하나는 가짜 감정을 위한 것이다.

[0060] 학습의 목표는 거울 신경망 모델부가 얼굴 자극을 위한 시계열 예측기로서 동작되도록 가중치 집합을 업데이트 하고, 진짜 및 가짜 감정에 해당하는 두개의 PB 벡터를 만드는 것이다.

[0061] 학습 과정은 예측 오차(또는 평균 제곱 오차)를 기반으로 하기 때문에 모든 훈련 패턴에 대한 거울 신경망 모델부(120)의 가중치를 조정하는데 BPTT 알고리즘을 이용한다. PB 벡터는 예측 오류를 줄이기 위해 각 훈련 패턴에 대해 업데이트되거나 결국 일정한 PB 값을 획득하기 위해 PB 변화가 느리게 유지될 수 있다.

[0062] 생성 모드에 대해 설명하기로 한다.

[0063] 학습이 완료되면, 거울 신경망 모델부(120)는 PB 벡터에 따라 진짜 또는 가짜 얼굴 표정에 상응하는 얼굴 랜드마크 스트림을 생성한다. PB 벡터가 거울 신경망 모델부(120)에 명령에 내렸으므로 생성 모드에서 하향식 상호작용으로 동작될 수 있다. 거울 신경망 모델부(120)가 생성 모드로 동작되는 경우, 가중치는 변경되지 않는다.

[0064] 생성 모드에 의해 얼굴 랜드마크 스트림이 생성되면, 거울 신경망 모델부(120)는 생성된 얼굴 랜드마크 스트림

을 관찰하고 사전 훈련된 것과 같이 일치하는 PB 벡터를 계산한다. 거울 신경망 모델부(120)가 초기 예측을

- [0065] 거울 신경망 모델부(120)가 값을 예측함으로써, 예측된 값과 목표(타겟) 사이의 갭(에러)가 출력 계층에서 생성될 수 있다. 해당 에러는 평균 제곱 에러 측면에서 PB 벡터로 역전파된다. 만일 사전 학습된 얼굴 랜드마크 움직임 패턴이 감지되면, PB 벡터값은 학습 단계에서 설정된 값으로 수렴하는 경향이 있다.
- [0066] 거울 신경망 모델부(120)는 2D 그리드 LSTM이 RNNPB에 결합된 구조로 형성된다. 여기서, 그리드 LSTM은 LSTM 스토리지를 효율적으로 활용하기 위해 설계되었다. 그리드 LSTM은 다차원 그리드에 LSTM 셀을 스택(적층)하여 생성될 수 있다. 그리드 LSTM의 주요 목표 중 하나는 네트워크의 깊이를 포함하는 다차원 블록으로써 셀을 위치시킴에 따라 깊이 및 순차적 계산 모두에 LSTM을 사용하는 통합된 방법을 만드는 것이다.
- [0067] N차원 블록에 대한 입력은 N개의 히든 벡터와 N개의 메모리 벡터로 구성되며, 출력은 N개의 히든 벡터와 M개의 메모리 벡터로 구성된다. 그리드 LSTM의 상세 구조는 도 4에 도시된 바와 같다.
- [0068] 각 블록은 별도의 가중치 행렬을 가진다. 각 그리드에는 N개의 입력과 메모리 벡터가 존재하며, N개의 출력 히든 벡터와 메모리 벡터가 존재한다.
- [0069] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 거울 신경망 모델부(120)는 얼굴 랜드마크, PB 벡터 및 컨텍스트 정보를 입력받는다.
- [0070] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 얼굴 랜드마크 입력은 40개 랜드마크 포인트의 (x,y) 좌표에 상응하는 80개 노드를 가진다. PB 벡터와 컨텍스트 입력은 각각 64개의 노드를 가질 수 있다.
- [0071] 얼굴 랜드마크와 PB 벡터 입력은 히든 계층에 완전히 연결되며, 컨텍스트 입력은 2D 그리드 LSTM에 벡터로서 전달되고, 2D 그리드 LSTM의 출력은 RNNPB의 히든 계층에 완전히 연결된다. 각 히든 벡터는 512개의 노드를 가질 수 있다. 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 모델부(120)의 출력은 최종 히든계층에 완전히 연결됨으로써 계산될 수 있다. 예측값과 다른 프레임내의 얼굴 랜드마크에 기초한 값 사이의 평균 제곱 에러는 거울 신경망 모델부(120)상의 시간을 통해 전달될 수 있다.
- [0072] 다시 정리하면, 2D 그리드 LSTM을 포함하는 거울 신경망 모델부(120)는 학습 모드에서 가중치가 수정될 수 있다. 또한, PB 계층의 내부 상태는 출력으로부터 에러 역전파에 따라 변경될 수 있다.
- [0073] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 도 5에 도시된 바와 같이, 6개의 개별 감정으로 구성된 데이터 세트를 이용하여 6개의 다른 얼굴 표정 각각에 대해 훈련되었다. 거울 신경망 모델부(120)의 가중치 및 PB 벡터는 다음과 같이 갱신될 수 있다. 확률적 경사 하강법을 사용하여 100 에포크(epoch) 동안 0.01의 학습률로 가중치를 최적화했다. 유사하게 PB 노드는 0.9의 학습률로 갱신되었다. 10개의 팩터(factor)는 거울 신경망 모델부(120)의 정확도가 데이터 세트(훈련 데이터 세트)에서 개선되지 않은 경우 10개의 에포크 후에 두 학습률을 감소시켰다. 거울 신경망 모델부(120)의 가중치는 균일한 분포를 사용하여 초기화되었다. PB 벡터 및 컨텍스트 벡터의 초기값은 학습 및 인식 모드에서 0으로 설정되었다.
- [0074] 지금까지 도 2 내지 도 5를 참조하여 거울 신경망 모델부(120)에 대해 설명하였다.
- [0075] 다시 정리하면, 거울 신경망 모델부(120)는 얼굴 랜드마크를 분석하여 시간-공간 도메인에서 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력할 수 있다.
- [0076] 분류기(130)는 PB 벡터를 스파이크(spike)로 변환하고, 변환된 스파이크를 학습된 분류 모델에 적용하여 가짜 및 실제 감정 중 어느 하나로 분류하기 위한 수단이다.
- [0077] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 분류 모델은 STDP(spike-timing-dependent plasticity)에 기반한다. 도 6에는 분류 모델의 상세 구조가 도시되어 있다. 이에 대해 간략하게 설명하기로 한다. 통합 및 재모델링은 뉴런 활동 연구의 필수적 측면이 되었으며, 하위 임계값 막위 전위 역할을 모델링하는 더 간단한 작업만 남기는 모델 뉴런 역할에 매우 유용하다.
- [0078] 시냅스 입력을 포함하여 모든 활성화막 전도도를 무시하면 모델을 수동 또는 LIG 모델이라고 한다. 본 발명의 일 실시예에서는 수학적 식 3에 따라 멤브레인 볼트 V를 사용했다.

수학식 3

$$\tau \frac{dV}{dt} = (E_{rest} - V) C g_e (E_{exc} - V) C g_i (E_{inh} - V)$$

[0079]

[0080] C는 커패시턴스(capacitance)를 나타낸다.

[0081] 여기서, E_{rest} 는 휴지막 전위(resting membrane potential)을 나타내고, E_{exc} 와 E_{inh} 는 각각 흥분성 및 억제성 시냅스의 평형 전위를 나타낸다. 또한, g_e 와 g_i 는 각각 흥분성 및 억제성 시냅스의 전도도를 나타낸다. 이론적으로 시간 상수는 억제성 뉴런보다 흥분성 뉴런에 대해 더 길다. 시냅스 전 활동 전위 후 시간 t에서 시냅스 전도도는 기하급수적으로 감소한다. 전시냅스 뉴런(presynaptic neuron)은 활동 전위를 발산하므로, 전도도(g_e)의 역할은 수학식 4와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 4

$$\tau_{g_e} \frac{dg_e}{dt} = -g_e$$

[0082]

[0083] 여기서, τ_{g_e} 는 흥분성 시냅스 후 전위(excitatory post-synaptic potential)를 나타낸다. 수학식 4에서 시냅스 전 뉴런이 억제성으로 주어지는 경우, 갱신을 위해 τ_{g_e} 가 사용된다.

[0084] 분류 모델은 입력 계층과 처리 계층과 같이 두개의 계층으로 구성된다. 입력 계층은 PB 특징 개수에 적정하도록 64개의 뉴런으로 구성될 수 있다. 처리 계층의 주요 특징은 가변적인 뉴런인 흥분성 뉴런과 억제성 뉴런이다.

[0085] 우선, 각 입력은 포아송 스파이크 형태로 흥분성 뉴런에 공급된다. 그 후 흥분성 뉴런은 일대일 방식으로 억제성 뉴런에 연결되며, 흥분성 뉴런의 각 스파이크는 해당 억제성 뉴런에 상응하는 스파이크를 활성화한다. 마지막으로, 각 억제성 뉴런은 일대 다 방식으로 흥분성 뉴런에 연결될 수 있다. 또한, 측면 여기가 제공될 수 있다. STDP 학습 원리는 입력 뉴런에서 흥분성 뉴런까지 모든 시냅스에 사용되었다.

[0086] 도 7은 샘플 번호가 다른 XeAe 가중치를 시각화한 일 예를 도시한 도면이다. 도 7에서 보여지는 바와 같이, 분류 모델은 샘플 수에 따라 학습된 가중치에 큰 차이가 있는 것을 알 수 있다. 도 6의 세번째 열에서 보여지는 바와 같이, 표시된 샘플 수에 따라 가중치의 시작 부분이 켜지고 나머지는 온(on)과 오프(off) 사이에서 혼합된다. 본 발명의 일 실시예에 따른 분류 모델은 단지 두가지 상태, 온(on)과 오프(off)만 고려하고 있으며, 처음 프레임부터 실제 감정으로 간주되었음을 의미한다. 샘플 수가 적을수록 랜덤 가중치가 높아질 수 있다. 가짜 감정은 전체 비디오를 본 후에 최종 프레임에만 표시되었다.

[0087] 도 8을 참조하면, 도 8의 (A)에서 보여지는 바와 같이, 10과 50 흥분성 뉴런의 사용은 감정에 대해 50% 예측 정확도가 획득될 수 있다. 도 8의 (A)를 참조하면, 100 개의 흥분성 뉴런을 가지는 분류 모델 구조가 가장 높은 성능을 보여주는 것을 알 수 있다.

[0088] 또한, 샘플 수와 관련해서는 도 8의 (B)에서 보여지는 바와 같이, 1000개의 샘플 수를 사용하는 경우 성능이 탁월한 것을 알 수 있다.

[0089] 다시 정리하면, 분류기(130)는 PB 벡터를 스파이크로 변환한 후 이를 분류 모델에 적용하여 가짜 및 진짜 감정 중 어느 하나로 분류할 수 있다. 각 PB 특징은 0보다 큰 경우 스파이크된 뉴런으로 표현될 수 있다. 따라서, 분류 모델은 비디오내의 각 뉴런을 위한 전체 스파이크를 계산하여 스파이크 입력을 획득할 수 있다. 스파이크 입력은 포아송 분산 스파이크 트레인의 형태로 STDP 학습에 제공되며, 링 레이트(ring rate)는 0 ~ 6375Hz로 정규화되었다.

- [0090] 메모리(140)는 본 발명의 일 실시예에 따른 거울 신경망 및 STDP에 기반한 가짜 감정 인식 방법을 수행하기 위해 필요한 다양한 명령어들을 저장한다.
- [0091] 프로세서(150)는 본 발명의 일 실시예에 따른 가짜 감정 인식 장치(100)의 내부 구성 요소들(예를 들어, 검출부(110), 거울 신경망 모델부(120), 분류기(130), 메모리(140) 등)을 제어하기 위한 수단이다.
- [0093] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 가짜 감정 인식 방법을 나타낸 순서도이다.
- [0094] 단계 910에서 가짜 감정 인식 장치(100)는 입력 프레임에서 얼굴 영역을 검출한다.
- [0095] 단계 915에서 가짜 감정 인식 장치(100)는 검출된 얼굴 영역에 대한 얼굴 랜드마크를 추출한다.
- [0096] 이미 전술한 바와 같이, 얼굴 영역을 검출한 후 후속하는 프레임에서는 추적기를 이용하여 얼굴을 추적하며, 각각의 시간 스텝마다 얼굴 영역에 대한 얼굴 랜드마크 추출이 가능할 수 있다.
- [0097] 단계 920에서 가짜 감정 인식 장치(100)는 얼굴 랜드마크를 학습된 거울 신경망 모델부에 적용하여 시간-공간 도메인에서의 특징을 추출한 후 PB 벡터를 출력한다.
- [0098] 거울 신경망 모델부는 이미 전술한 바와 같이 RNNPB 구조에 2D 그리드 LSTM이 결합된 구조이며, 2D 그리드 LSTM의 출력은 히든 계층에 완전하게 연결될 수 있다.
- [0099] 따라서, 거울 신경망 모델부는 훈련을 위한 데이터 셋을 이용하여 모델을 학습하여 가중치를 갱신할 수 있다. 또한, 거울 신경망 모델부는 이미 전술한 바와 같이, 생성 및 인식 모드로 동작될 수 있다. 따라서, 학습이 완료된 후 얼굴 랜드마크 스트림을 생성한 후 에러를 계산하여 PB 노드로 역전파 될 수도 있다. 이에 대해서는 도 1 내지 도 8을 참조하여 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0100] 단계 925에서 가짜 감정 인식 장치(100)는 PB 벡터 리스트를 스파이크로 변환한 후 분류 모델에 적용하여 가짜 감정 또는 진짜 감정으로 분류한다.
- [0101] 이에 대해서는 도 1 내지 도 8을 참조하여 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0103] 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.
- [0104] 상술한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0105] 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

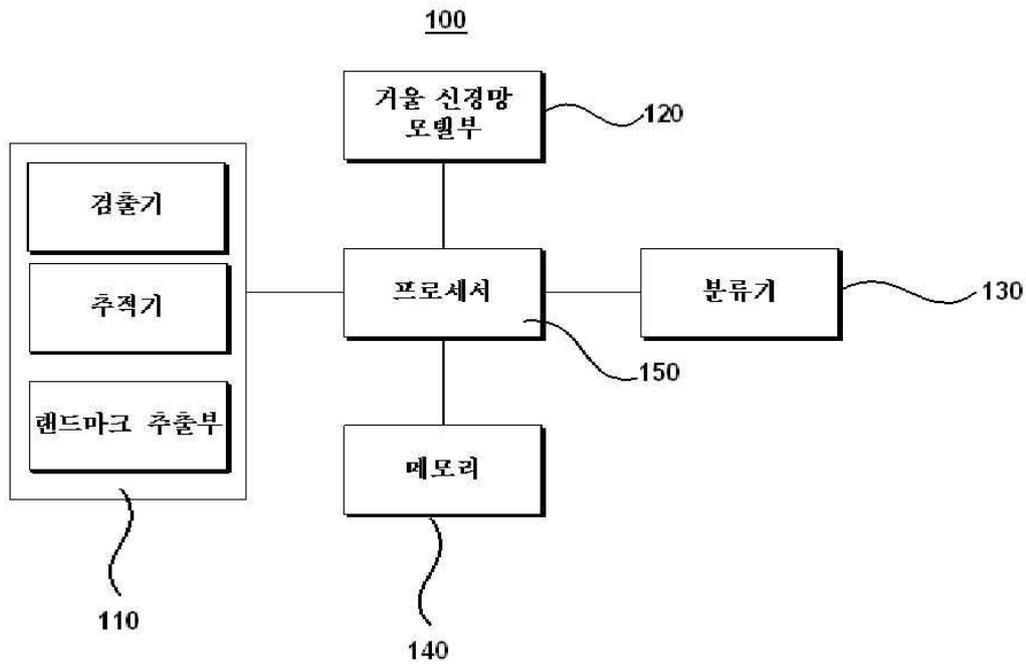
- [0107] 100: 가짜 감정 인식 장치
- 110: 검출부
- 120: 거울 신경망 모델부
- 130: 분류기

140: 메모리

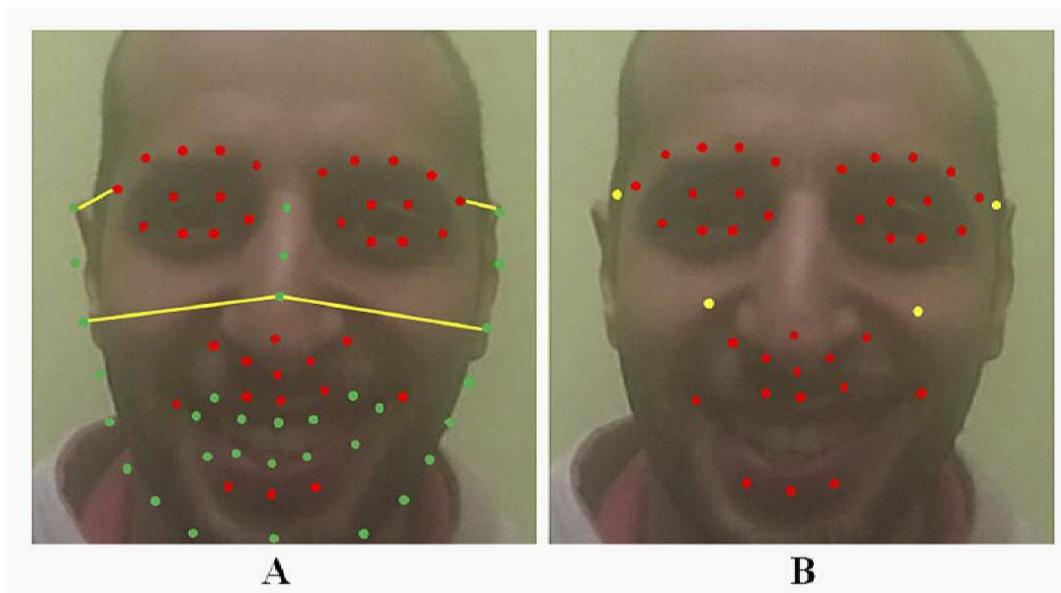
150: 프로세서

도면

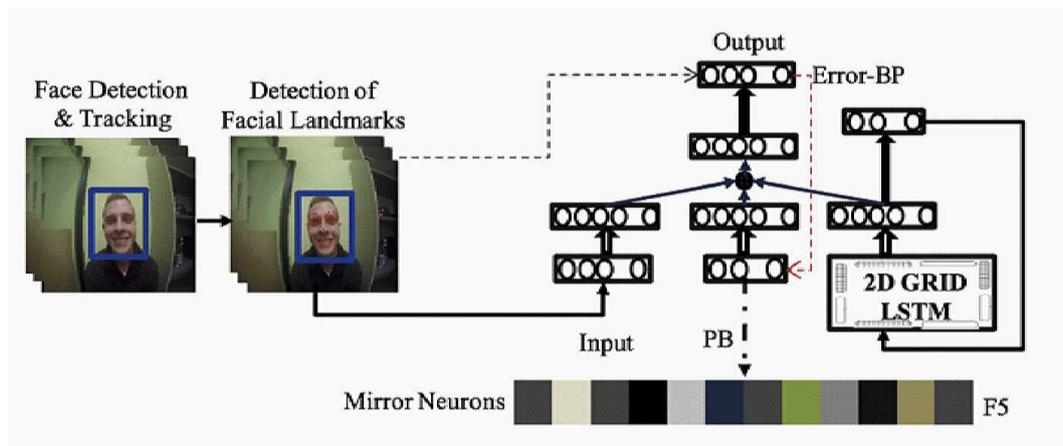
도면1



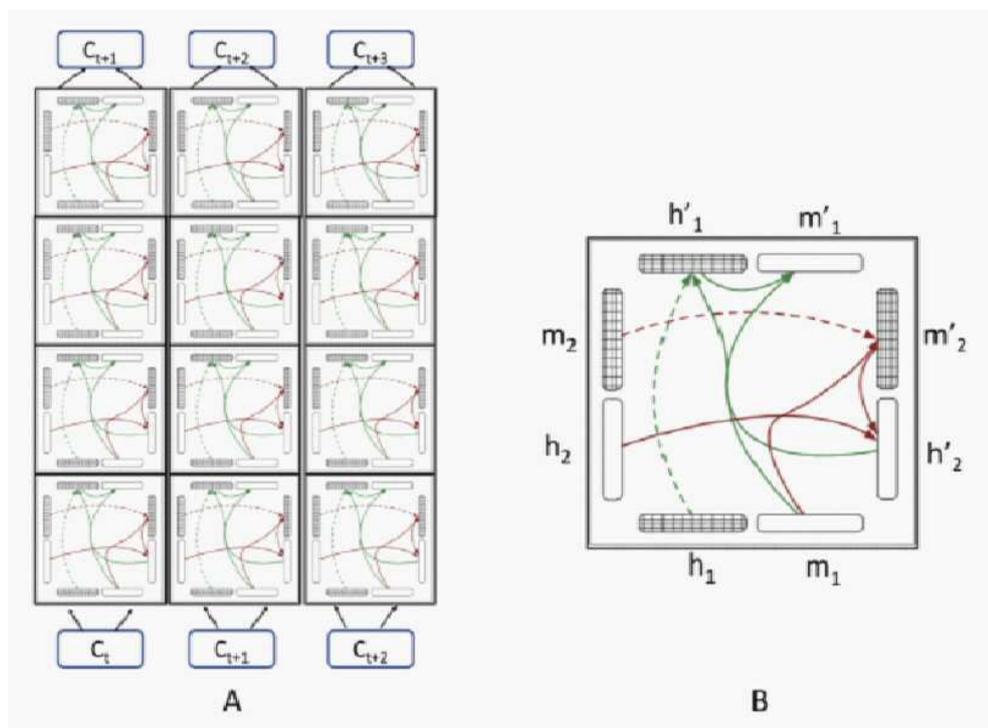
도면2



도면3



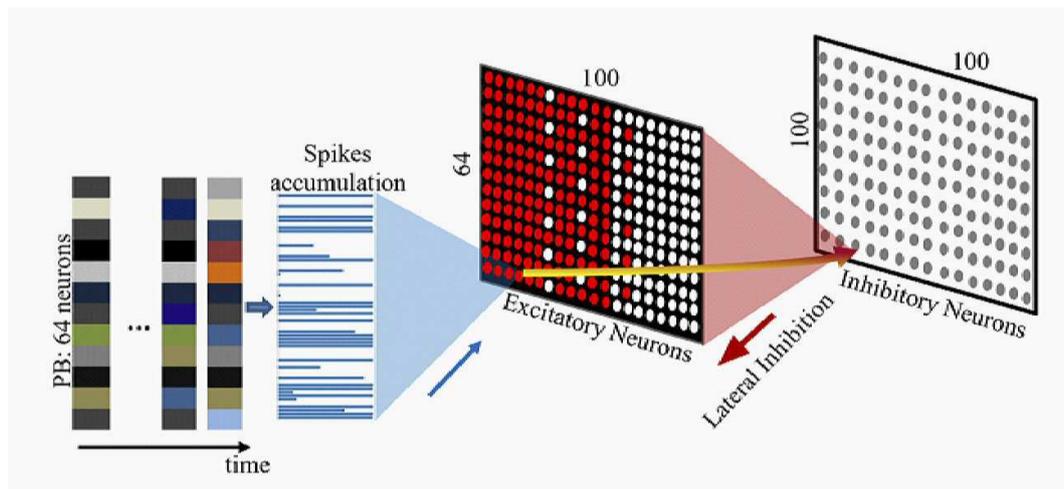
도면4



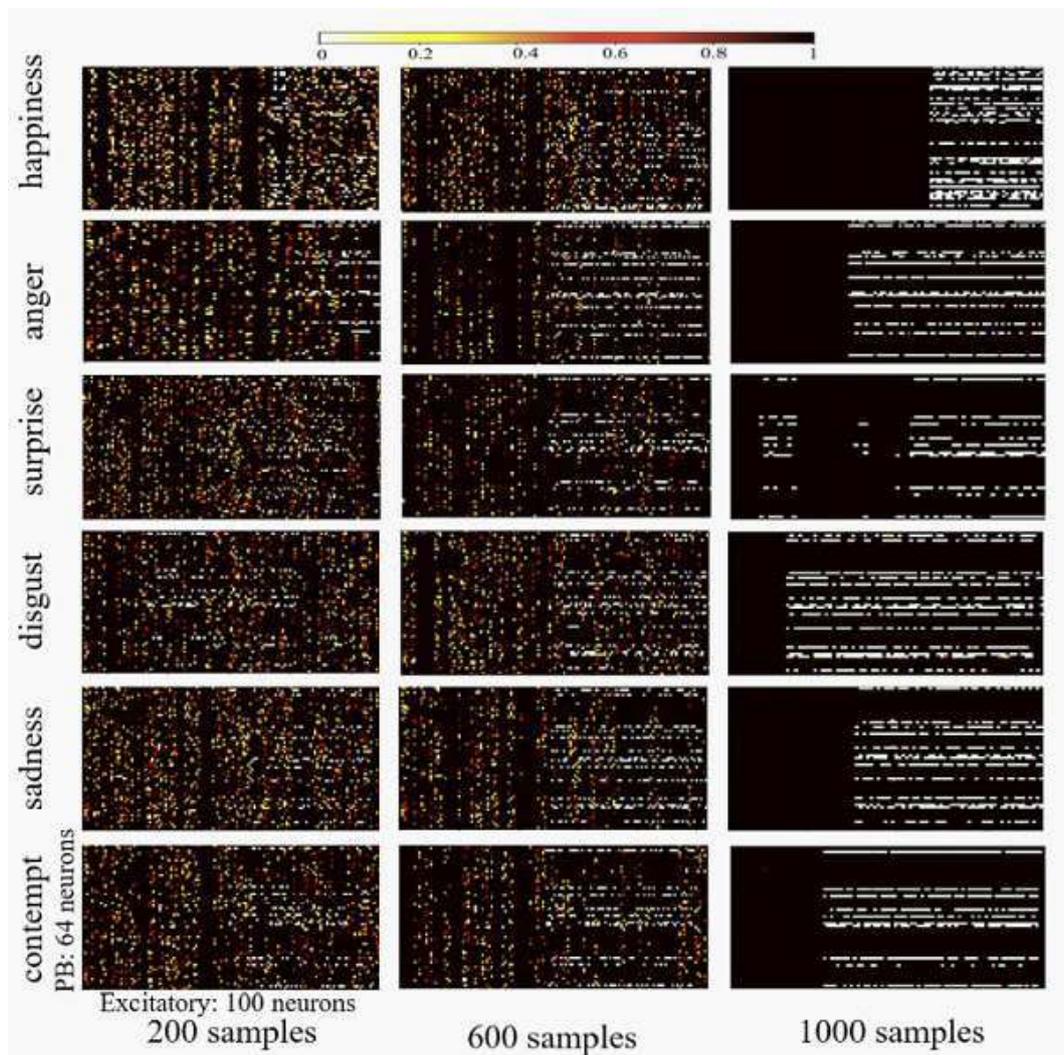
도면5



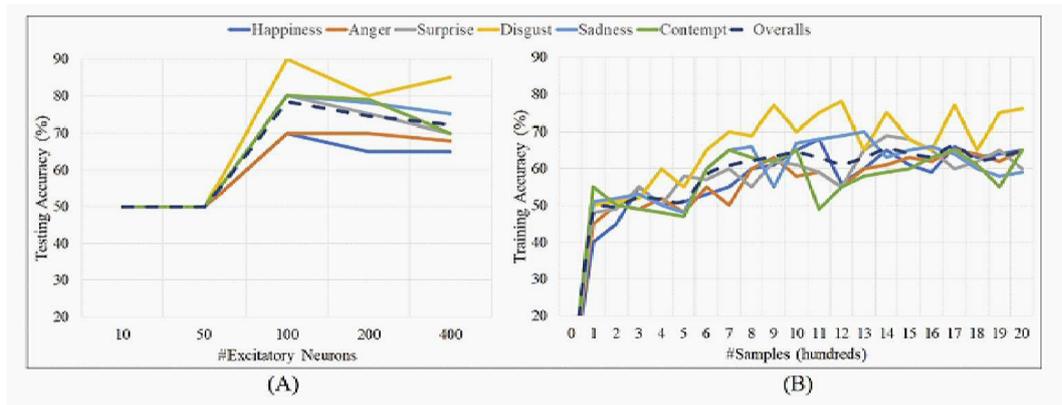
도면6



도면7



도면8



도면9

