

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2023-0065439
(43) 공개일자 2023년05월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 18/00 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06V 10/40 (2022.01)
(52) CPC특허분류
G06V 40/174 (2022.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0150973
(22) 출원일자 2021년11월05일
심사청구일자 2021년11월05일

(71) 출원인
계명대학교 산학협력단
대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교
산학협력관 201호(신당동)
(72) 발명자
고병철
대구광역시 수성구 범어천로 107 범어 STX KAN,
101동 1002호
김형진
경상북도 청도군 화양읍 한내길 27-3 정성파라다
이스, 305호
(74) 대리인
김진우

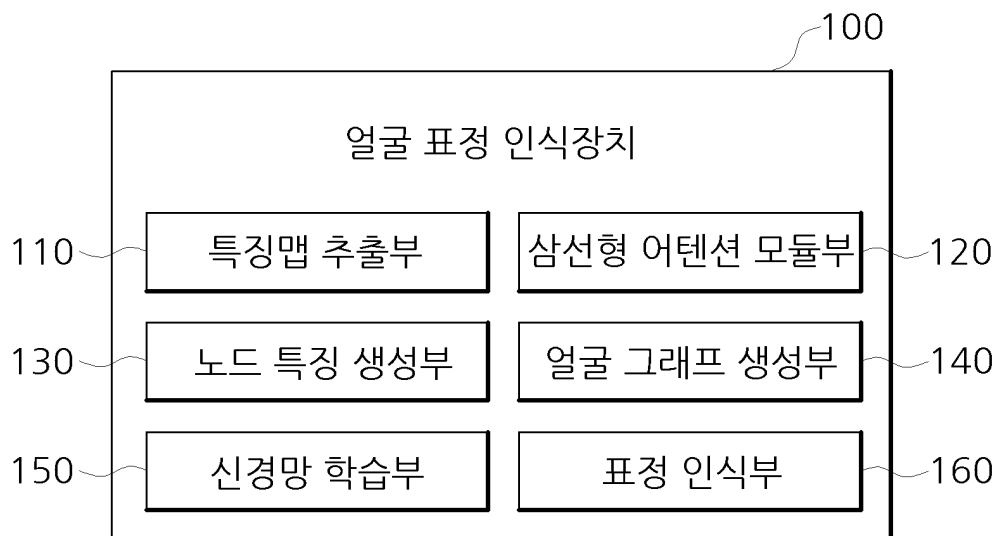
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 얼굴 표정 인식 방법으로서, (1) 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 단계; (2) 상기 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 단계; (3) 상
(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



기 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 단계; (4) 상기 노드 특징과 상기 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성하는 단계; (5) 상기 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습하는 단계; 및 (6) 학습이 완료된 상기 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

본 발명은 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 얼굴 표정 인식장치로서, 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 특징맵 추출부; 상기 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 삼선형 어텐션 모듈부; 상기 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 노드 특징 생성부; 상기 노드 특징과 상기 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성하는 얼굴 그래프 생성부; 상기 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습하는 신경망 학습부; 및 학습이 완료된 상기 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 표정 인식부를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

본 발명에서 제안하고 있는 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법 및 장치에 따르면, 삼선형 보간법을 적용한 얼굴의 세밀한 특징(fine-grained feature)과 얼굴 중요 패치들 사이의 관계성을 학습하는 그래프 합성곱 신경망 모델을 사용함으로써, 최근의 관련 연구에 비해 우수한 얼굴 표정 인식 성능을 갖고 표정의 미세 변화를 감지할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06V 10/443 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	20210056
과제번호	2019R1I1A3A01042506
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	지역대학우수과학자지원사업(1년~5년)
연구과제명	역전파가 필요 없는 심층 랜덤 네트워크 모델 개발과 응용 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	계명대학교
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 얼굴 표정 인식 방법으로서,

- (1) 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 단계;
- (2) 상기 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 단계;
- (3) 상기 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 단계;
- (4) 상기 노드 특징과 상기 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성하는 단계;
- (5) 상기 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습하는 단계; 및
- (6) 학습이 완료된 상기 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 단계 (3)에서는,

얼굴의 해부학적인 특성에 기반해 표정 인식에 영향을 미치는 영역을 구분한 얼굴 패치(Face patch)를 정의하고, 상기 얼굴 패치를 상기 삼선형 어텐션 맵에 적용해 얼굴 패치별 노드 특징을 생성하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 단계 (3)에서는,

얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 고려해, 상기 얼굴 패치에서 표정 인식에 중요한 부분을 정의하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 4

제2항에 있어서, 상기 단계 (3)은,

- (3-1) 상기 삼선형 어텐션 맵을 미리 설정된 크기로 균등 분할해 특징맵을 구성하는 단계;
- (3-2) 상기 분할된 특징맵에 GAP(Global Average Pooling)을 수행하는 단계; 및
- (3-3) 상기 GAP을 수행한 특징맵에 상기 얼굴 패치의 위치 정보를 추가하고 정규화를 적용해 상기 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 5

제1항에 있어서, 상기 단계 (4)에서는,

얼굴 표정에 따라 활성화되는 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 상호 연결을 나타내도록 사전 정의된 상기 안면

움직임 유닛(Action Unit; AU)을 이용해, 상기 얼굴 패치별 노드 특징들 사이의 관계성을 상기 안면 움직임 유닛의 인접 행렬로 표현해 상기 얼굴 그래프를 생성하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 단계 (5)에서는,

2개의 레이어로 된 그래프 합성곱 신경망을 학습하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 단계 (5)에서는,

손실함수로 교차-엔트로피(Cross-Entropy)를 사용하여 학습을 수행하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 8

제1항에 있어서, 상기 단계 (6)에서는,

상기 학습이 완료된 그래프 합성곱 신경망에서 출력되는 상기 입력 영상에 대한 각 표정에 대한 확률값을 기초로 얼굴 표정을 인식하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법.

청구항 9

얼굴 표정 인식장치(100)로서,

얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 특징맵 추출부(110);

상기 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 삼선형 어텐션 모듈부(120);

상기 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 노드 특징 생성부(130);

상기 노드 특징과 상기 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성하는 얼굴 그래프 생성부(140);

상기 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습하는 신경망 학습부(150); 및

학습이 완료된 상기 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 표정 인식부(160)를 포함하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

청구항 10

제9항에 있어서, 상기 노드 특징 생성부(130)는,

얼굴의 해부학적인 특성에 기반해 표정 인식에 영향을 미치는 영역을 구분한 얼굴 패치(Face patch)를 정의하고, 상기 얼굴 패치를 상기 삼선형 어텐션 맵에 적용해 얼굴 패치별 노드 특징을 생성하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

청구항 11

제10항에 있어서, 상기 노드 특징 생성부(130)는,

얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 고려해, 상기 얼굴 패치에서 표정 인식에 중요한 부분을 정의하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

청구항 12

제10항에 있어서, 상기 노드 특징 생성부(130)는,

상기 삼선형 어텐션 맵을 미리 설정된 크기로 균등 분할해 특징맵을 구성하는 맵 분할 모듈(131);

상기 분할된 특징맵에 GAP(Global Average Pooling)를 수행하는 GAP 수행 모듈(132); 및

상기 GAP를 수행한 분할 특징맵에 상기 얼굴 패치의 위치 정보를 추가하고 정규화를 적용해 상기 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성하는 특징 생성 모듈(133)을 포함하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

청구항 13

제9항에 있어서, 상기 얼굴 그래프 생성부(140)는,

얼굴 표정에 따라 활성화되는 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 상호 연결을 나타내도록 사전 정의된 상기 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)을 이용해, 상기 얼굴 패치별 노드 특징들 사이의 관계성을 상기 안면 움직임 유닛의 인접 행렬로 표현해 상기 얼굴 그래프를 생성하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

청구항 14

제9항에 있어서, 상기 신경망 학습부(150)는,

2개의 레이어로 된 그래프 합성곱 신경망을 학습하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

청구항 15

제14항에 있어서, 상기 신경망 학습부(150)는,

손실함수로 교차-엔트로피(Cross-Entropy)를 사용하여 학습을 수행하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

청구항 16

제9항에 있어서, 상기 표정 인식부(160)는,

상기 학습이 완료된 그래프 합성곱 신경망에서 출력되는 상기 입력 영상에 대한 각 표정에 대한 확률값을 기초로 얼굴 표정을 인식하는 것을 특징으로 하는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100).

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 얼굴 표정 인식 방법 및 장치에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 얼굴 표정은 사람의 내면 상태와 의도를 표현하는 가장 자연스럽게 일반적인 신호로서 인간의 감정을 표현하는 가장 기본적이고 중요한 비언어적 수단이다. 얼굴 표정 인식(Facial Expression Recognition, FER) 기술은 사람과 컴퓨터 상호 작용(HCI), 차량 운전자 모니터링, 광고, 상호작용 게임, 애니메이션 등 다양한 응용에 적용 가능하다.

[0004] 이전의 FER 연구에서는 서포트 벡터 머신(SVM)이나 랜덤 포레스트(RF)와 같은 Hand-crafted feature 기반의 머신러닝 기법을 주로 사용했다. 일반적으로, Hand-crafted feature는 데이터 수집 환경이나 왜곡에 크게 영향을 받기 때문에 성능 향상에 한계가 존재한다.

[0006] 이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 FER 연구가 주로 이루어지고 있다. CNN은 현재 물체 인식이나 얼굴인식 등 다양한 응용에 적용되어 압도적인 성능을 보이고 있다. 하지만, CNN 기반 모델에서는 특징의 전역적인 성분만을 고려하기 때문에 얼굴 요소 간의 관계성이 중요한 표정 인식 문제에서는 좋지 못한 성능을 보인다.

[0008] 따라서 FER 분야에 있어서 CNN 기반 모델의 한계점을 극복하기 위한 기술 개발이 필요하다.

[0010] 한편, 본 발명과 관련하여, 등록특허 제10-2188970호(발명의 명칭: 경량 다층 랜덤 포레스트 기반의 얼굴 표정 인식 방법 및 장치, 등록일자: 2020년 12월 03일) 등이 개시된 바 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 본 발명은 기존에 제안된 방법들의 상기와 같은 문제점들을 해결하기 위해 제안된 것으로서, 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용한 얼굴의 세밀한 특징(fine-grained feature)과 얼굴 중요 패치들 사이의 관계성을 학습하는 그래프 합성곱 신경망 모델을 사용함으로써, 최근의 관련 연구에 비해 우수한 얼굴 표정 인식 성능을 갖고 표정의 미세 변화를 감지할 수 있는, 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0012] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법은,

[0013] 컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 얼굴 표정 인식 방법으로서,

[0014] (1) 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 단계;

[0015] (2) 상기 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 단계;

[0016] (3) 상기 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 단계;

[0017] (4) 상기 노드 특징과 상기 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성하는 단계;

[0018] (5) 상기 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습하는 단계; 및

[0019] (6) 학습이 완료된 상기 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 단계를 포함

하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

- [0021] 바람직하게는, 상기 단계 (3)에서는,
- [0022] 얼굴의 해부학적인 특성에 기반해 표정 인식에 영향을 미치는 영역을 구분한 얼굴 패치(Face patch)를 정의하고, 상기 얼굴 패치를 상기 삼선형 어텐션 맵에 적용해 얼굴 패치별 노드 특징을 생성할 수 있다.
- [0024] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (3)에서는,
- [0025] 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 고려해, 상기 얼굴 패치에서 표정 인식에 중요한 부분을 정의할 수 있다.
- [0027] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (3)은,
- [0028] (3-1) 상기 삼선형 어텐션 맵을 미리 설정된 크기로 균등 분할해 특징맵을 구성하는 단계;
- [0029] (3-2) 상기 분할된 특징맵에 GAP(Global Average Pooling)을 수행하는 단계; 및
- [0030] (3-3) 상기 GAP을 수행한 특징맵에 상기 얼굴 패치의 위치 정보를 추가하고 정규화를 적용해 상기 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0032] 바람직하게는, 상기 단계 (4)에서는,
- [0033] 얼굴 표정에 따라 활성화되는 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 상호 연결을 나타내도록 사전 정의된 상기 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)을 이용해, 상기 얼굴 패치별 노드 특징들 사이의 관계성을 상기 안면 움직임 유닛의 인접 행렬로 표현해 상기 얼굴 그래프를 생성할 수 있다.
- [0035] 바람직하게는, 상기 단계 (5)에서는,
- [0036] 2개의 레이어로 된 그래프 합성곱 신경망을 학습할 수 있다.
- [0038] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (5)에서는,
- [0039] 손실함수로 교차-엔트로피(Cross-Entropy)를 사용하여 학습을 수행할 수 있다.
- [0041] 바람직하게는, 상기 단계 (6)에서는,
- [0042] 상기 학습이 완료된 그래프 합성곱 신경망에서 출력되는 상기 입력 영상에 대한 각 표정에 대한 확률값을 기초로 얼굴 표정을 인식할 수 있다.
- [0044] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 장치는,
- [0045] 얼굴 표정 인식장치로서,
- [0046] 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 특징맵 추출부;
- [0047] 상기 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 삼선형 어텐션 모듈부;
- [0048] 상기 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 노드 특징 생성부;

- [0049] 상기 노드 특징과 상기 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성하는 얼굴 그래프 생성부;
- [0050] 상기 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습하는 신경망 학습부; 및
- [0051] 학습이 완료된 상기 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 표정 인식부를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.
- [0053] 바람직하게는, 상기 노드 특징 생성부는,
- [0054] 얼굴의 해부학적인 특성에 기반해 표정 인식에 영향을 미치는 영역을 구분한 얼굴 패치(Face patch)를 정의하고, 상기 얼굴 패치를 상기 삼선형 어텐션 맵에 적용해 얼굴 패치별 노드 특징을 생성할 수 있다.
- [0056] 더욱 바람직하게는, 상기 노드 특징 생성부는,
- [0057] 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 고려해, 상기 얼굴 패치에서 표정 인식에 중요한 부분을 정의할 수 있다.
- [0059] 더욱 바람직하게는, 상기 노드 특징 생성부는,
- [0060] 상기 삼선형 어텐션 맵을 미리 설정된 크기로 균등 분할해 특징맵을 구성하는 맵 분할 모듈;
- [0061] 상기 분할된 특징맵에 GAP(Global Average Pooling)를 수행하는 GAP 수행 모듈; 및
- [0062] 상기 GAP를 수행한 분할 특징맵에 상기 얼굴 패치의 위치 정보를 추가하고 정규화를 적용해 상기 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성하는 특징 생성 모듈을 포함할 수 있다.
- [0064] 바람직하게는, 상기 얼굴 그래프 생성부는,
- [0065] 얼굴 표정에 따라 활성화되는 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 상호 연결을 나타내도록 사전 정의된 상기 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)을 이용해, 상기 얼굴 패치별 노드 특징들 사이의 관계성을 상기 안면 움직임 유닛의 인접 행렬로 표현해 상기 얼굴 그래프를 생성할 수 있다.
- [0067] 바람직하게는, 상기 신경망 학습부는,
- [0068] 2개의 레이어로 된 그래프 합성곱 신경망을 학습할 수 있다.
- [0070] 더욱 바람직하게는, 상기 신경망 학습부는,
- [0071] 손실함수로 교차-엔트로피(Cross-Entropy)를 사용하여 학습을 수행할 수 있다.
- [0073] 바람직하게는, 상기 표정 인식부는,
- [0074] 상기 학습이 완료된 그래프 합성곱 신경망에서 출력되는 상기 입력 영상에 대한 각 표정에 대한 확률값을 기초로 얼굴 표정을 인식할 수 있다.

발명의 효과

- [0075] 본 발명에서 제안하고 있는 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법 및 장치에 따르면, 삼선형 보간법을 적용한 얼굴의 세밀한 특징(fine-grained feature)과 얼굴 중요 패치들 사이의 관계성을 학습하는 그래프 합성곱 신경망 모델을 사용함으로써, 최근의 관련 연구에 비해 우수한 얼굴 표정 인식 성능을 갖고

표정의 미세 변화를 감지할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0076]

도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치의 구성을 도시한 도면.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치에서, 노드 특징 생성부의 세부적인 구성을 도시한 도면.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 흐름을 도시한 도면.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 전체 구조를 도시한 도면.

도 5는 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 나타낸 도면.

도 6은 표정 인식에 중요한 부분을 표시한 얼굴 패치를 예를 들어 도시한 도면.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법에서, 단계 S130의 세부적인 흐름을 도시한 도면.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법에서, 단계 S130을 설명하기 위해 도시한 도면.

도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법과 다른 방법들의 성능을 비교하여 나타낸 도면.

도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 구성별 성능을 측정해 나타낸 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0077]

이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실시할 수 있도록 바람직한 실시예를 상세히 설명한다. 다만, 본 발명의 바람직한 실시예를 상세하게 설명함에 있어, 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 유사한 기능 및 작용을 하는 부분에 대해서는 도면 전체에 걸쳐 동일한 부호를 사용한다.

[0079]

덧붙여, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 ‘연결’되어 있다고 할 때, 이는 ‘직접적으로 연결’되어 있는 경우뿐만 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 ‘간접적으로 연결’되어 있는 경우도 포함한다. 또한, 어떤 구성요소를 ‘포함’한다는 것은, 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다.

[0081]

도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100)의 구성을 도시한 도면이다. 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100)는, 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 특징맵 추출부(110); 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 삼선형 어텐션 모듈부(120); 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 노드 특징 생성부(130); 노드 특징과 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성하는 얼굴 그래프 생성부(140); 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습하는 신경망 학습부(150); 및 학습이 완료된 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 표정 인식부(160)를 포함하여 구성될 수 있다.

- [0083] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100)에서, 노드 특징 생성부(130)의 세부적인 구성을 도시한 도면이다. 도 2에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100)의 노드 특징 생성부(130)는, 삼선형 어텐션 맵을 미리 설정된 크기로 균등 분할해 특징맵을 구성하는 맵 분할 모듈(131); 분할된 특징맵에 GAP(Global Average Pooling)를 수행하는 GAP 수행 모듈(132); 및 GAP를 수행한 분할 특징맵에 얼굴 패치의 위치 정보를 추가하고 정규화를 적용해 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성하는 특징 생성 모듈(133)을 포함하여 구성될 수 있다.
- [0085] 즉, 본 발명에서는 FER 성능 향상을 위해 삼선형 어텐션(Trilinear attention) 과정을 통해 세밀한 특징을 추출하고, 사전에 정의된 안면 움직임 유닛들(AUs)을 활용해 얼굴 특징 간의 관계성 정보를 포함하는 얼굴 그래프를 GCN 구조로 학습한 새로운 FER 방법을 제안한다.
- [0087] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 흐름을 도시한 도면이다. 도 3에 도시된 바와 같이, 컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 얼굴 표정 인식 방법으로서, 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 단계(S110), 특징맵에 삼선형 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 단계(S120), 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 단계(S130), 노드 특징과 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프를 생성하는 단계(S140), 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망을 학습하는 단계(S150) 및 그래프 합성곱 신경망을 이용해 얼굴 표정을 인식하는 단계(S160)를 포함하여 구현될 수 있다.
- [0089] 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법은, 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식장치(100)에서 각 단계가 수행될 수 있으며, 메모리 및 프로세서를 포함한 하드웨어에서 기록되는 소프트웨어로 구성될 수 있다. 예를 들어, 개인용 컴퓨터, 노트북 컴퓨터, 서버 컴퓨터, PDA, 스마트폰, 태블릿 PC 등에 저장 및 구현될 수 있다. 이하에서는 설명의 편의를 위해, 각 단계를 수행하는 주체는 생략될 수 있다.
- [0091] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 전체 구조를 도시한 도면이다. 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법은, 기본이 되는 특징맵 구성을 위한 ResNet18(특징맵 추출부(110), S110), 삼선형 어텐션 모듈부(120)(S120), 노드 특징 생성(노드 특징 생성부(130), S130), 각 노드 특징을 얼굴 그래프에 사상(얼굴 그래프 생성부(140), S140), 2계층의 GCN과 출력 특징 생성(신경망 학습부(150), S150), MLP를 이용한 FER(표정 인식부(160), S160)에 의해 구현될 수 있다.
- [0093] 정확한 얼굴 표정 인식을 위해 가장 중요한 정보는 얼굴 내 요소들이 어떤 특징을 가지고 있으며 이 특징들이 서로 어떠한 관계성을 가지는지를 파악하는 것이다. 이를 위해 본 발명에서는 얼굴 내 요소들 각각의 특징에 대한 어텐션 맵(attention map)을 생성하고 이를 얼굴 그래프로 재구성하여 그래프 합성곱 신경망에 적용할 수 있다.
- [0095] 이하에서는, 도 3 및 도 4를 참조하여 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 각 단계에 대해 상세히 설명하도록 한다.
- [0097] 단계 S110에서는, 특징맵 추출부(110)가, 얼굴 영상에서 특징맵을 추출할 수 있다. 즉, 사전 학습된 컨볼루션 네트워크로부터 입력 이미지에 대한 특징맵을 추출할 수 있다. 보다 구체적으로는, 도 4에 도시된 바와 같이, ResNet18을 사용해 특징맵을 생성할 수 있다.

[0099] 단계 S120에서는, 삼선형 어텐션 모듈부(120)가, 특징맵에 특징 보간 방법인 삼선형(Trilinear) 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성할 수 있다.

[0101] 표정이 변화할 때 얼굴의 다양한 근육들은 각각 서로 다른 활성화 정도를 갖는다. 이때, 표정마다 활성화 정도를 정량화하고 FER에 활용한다면 더욱 세밀한 표정 인식 결과를 얻을 수 있다. 기존 연구들에서는 얼굴 요소들의 활성화 정도를 얻기 위해 사전학습된 CNN의 특징맵으로 만들어진 어텐션 맵을 주로 이용했다. 하지만 CNN 특징맵은 본질적으로 전역적 정보에 집중하기 때문에 세밀한 얼굴 요소 분석에 한계가 있다. 따라서 단계 S120에서는 특징 보간 방법인 삼선형 어텐션을 이용해 새로운 어텐션 맵을 만들어 얼굴의 세밀한 특징을 분석할 수 있다.

[0103] 즉, 단계 S110에서 얻은 특징맵으로부터 삼선형 어텐션 모듈(Trilinear attention module)을 적용해 특징맵의 국부적인 요소를 두드러지게 할 수 있다. 삼선형 어텐션 모듈 연산은 다음 수학적 식 1과 같이 정리할 수 있다.

수학적 식 1

$$M(X) = (XX^T)X, X \in R^{c \times H \times W}$$

[0107] 여기서, X는 사전학습된 CNN의 특징맵으로 본 발명에서는 ResNet 18을 사용할 수 있다.

[0109] 단계 S130에서는, 노드 특징 생성부(130)가, 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성할 수 있다. 보다 구체적으로, 단계 S130에서는, 얼굴의 해부학적인 특성에 기반해 표정 인식에 영향을 미치는 영역을 구분한 얼굴 패치(Face patch)를 정의하고, 얼굴 패치를 삼선형 어텐션 맵에 적용해 얼굴 패치별 노드 특징을 생성할 수 있다.

[0111] 표정 변화의 세밀한 분석을 위해서는 얼굴 요소들의 활성화 특징뿐만 아니라 각 요소 간의 관계성을 함께 고려해야 한다. 본 발명에서는 특징 간의 관계성을 학습하기 위해 얼굴 그래프와 GCN를 이용할 수 있다. 본 발명에서 제안하는 얼굴 그래프에서는 얼굴 세부 요소를 나타내는 노드 특징과, 노드 특징들 사이의 관계성에 대한 에지(Edge)를 인접 행렬로 표현할 수 있다. 단계 S130은 얼굴 그래프를 구성하는 특징 중 하나인 노드 특징을 생성하는 구성으로, 단계 S130에서는, 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 고려해, 얼굴 패치에서 표정 인식에 중요한 부분을 정의할 수 있다.

[0113] 도 5는 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 나타낸 도면이고, 도 6은 표정 인식에 중요한 부분을 표시한 얼굴 패치를 예를 들어 도시한 도면이다. 얼굴 패치는 얼굴의 해부학적인 특성에 기반해 표정 인식에 중요한 눈, 코, 입, 턱에 대한 영역을 구분한 것으로, 도 5의 얼굴 랜드마크(landmark)들과 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 도 6에 도시된 바와 같이 얼굴 패치로 정의한다. 보다 구체적으로, $n \times n$ 으로 정의된 얼굴 패치에서 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 관계를 고려해 표정 인식에 중요한 부분을 정의(도 6에서 붉은색으로 표시된 영역)할 수 있다. 단계 S130에서는, 이와 같이 정의된 얼굴 패치를 사용해 삼선형 어텐션 맵으로부터 얼굴 패치별 노드 특징을 생성할 수 있다.

[0115] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법에서, 단계 S130의 세부적인 흐름을 도시한 도면이다. 도 7에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 단계 S130은, 삼선형 어텐션 맵을 균등 분할해 특징맵을

구성하는 단계(S131), 분할된 특징맵에 GAP을 수행하는 단계(S132) 및 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성하는 단계(S133)를 포함하여 구현될 수 있다.

[0117] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법에서, 단계 S130을 설명하기 위해 도시한 도면이다. 도 8에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 단계 S130에서는, 도 5 및 도 6에 도시된 바와 같이 정의된 얼굴 패치를 단계 S120에서 생성한 삼선형 어텐션 맵에 적용해 각 패치마다 얼굴 패치 벡터를 추출해 노드 특징으로 사용할 수 있다. 이하에서는, 도 7 및 도 8을 참조하여 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법에서, 단계 S130의 각 단계에 대해 상세히 설명하도록 한다.

[0119] 단계 S131에서는, 맵 분할 모듈(131)이, 삼선형 어텐션 맵을 미리 설정된 크기로 균등 분할해 특징맵을 구성할 수 있다. 즉, 삼선형 어텐션 맵을 $c \times N \times N$ 으로 균등 분할 후 얻어진 p 개의 특징맵을 사용할 수 있다.

[0121] 단계 S132에서는, GAP 수행 모듈(132)이, 분할된 특징맵에 GAP(Global Average Pooling)을 수행할 수 있다.

[0123] 단계 S133에서는, 특징 생성 모듈(133)이, GAP을 수행한 특징맵에 얼굴 패치의 위치 정보를 추가하고 정규화를 적용해 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성할 수 있다.

[0125] 즉, 단계 S132 및 단계 S133에서는, 다음 수학적 식 2와 같이 GAP를 수행하고, 각 $1 \times 1 \times c$ 특징에 대해 패치의 위치 정보를 추가하고 정규화를 적용해 얼굴 패치들에 대한 노드 특징($\bar{X}$)을 얻을 수 있다.

수학적 식 2

$$z_c^p = \frac{1}{h \times w} \sum_i^h \sum_j^w M_c(i, j)$$

$$\bar{X} = \{z_c^1, z_c^2 \dots z_c^p\}, \bar{X} \subset R^{c \times n \times n}$$

[0129] 단계 S140에서는, 얼굴 그래프 생성부(140)가, 노드 특징과 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프(Face Graph)를 생성할 수 있다. 보다 구체적으로, 단계 S140에서는, 얼굴 표정에 따라 활성화되는 얼굴 랜드마크 사이의 기하학적 상호 연결을 나타내도록 사전 정의된 안면 움직임 유닛(Action Unit; AU)을 이용해, 얼굴 패치별 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프를 생성할 수 있다.

[0131] 즉, 얼굴 요소의 세부적인 특징을 나타내는 얼굴 패치들의 관계성을 정의하기 위해 본 발명에서는 M. Jeong, B. C. Ko, Driver's Facial Expression Recognition in Real-Time for Safe Driving. *Sensors*, 18 (2), pp. 1-18, 2018. 의 안면 AUs 방법을 적용할 수 있다. 해당 논문에서는 도 5에 도시된 바와 같은 얼굴 요소들 간의 랜드마크를 기반으로 얼굴 표현에 따라 활성화되는 요소들 간의 기하학적 상호 연결을 AUs로 정의했다. 따라서, 단계 S133에서 생성한 얼굴 패치별 노드 특징과 이들 각각의 관계성을 AUs의 인접 행렬(A)로 표현해 얼굴 그래프 $G(A, X)$ 로 정의할 수 있다.

[0133] 단계 S150에서는, 신경망 학습부(150)가, 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망(Graph Convolution Neural Network; GCN)을 학습할 수 있다. 즉, 단계 S150에서는, 단계 S140에서 생성된 얼굴 그래프를 GCN의 입력 벡터로 하여 다음 수학식 3 및 4와 같이 학습할 수 있다.

수학식 3

$$[0135] \quad \tilde{X}^{(l+1)} = \sigma \left(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{X}^l W^l \right)$$

수학식 4

$$[0137] \quad Z_i = f(X, A) = \hat{A} \operatorname{ReLU}(\hat{A} X W^0) W^1$$

[0139] 여기서, A는 얼굴 AUs 기반으로 사전 정의된 인접 행렬이며 self-loop를 포함하여 $\tilde{A} = A + I$ 로 정의될 수 있다. W는 학습 가능한 네트워크 파라미터이며 l은 레이어 번호이다.

[0141] 단계 S150에서는, 2개의 레이어로 된 그래프 합성곱 신경망을 학습할 수 있다. 즉, 본 발명에서는 연산속도 향상을 위해 2-레이어 GCN을 사용할 수 있다.

[0143] 한편, 단계 S150에서는, 손실함수로 교차-엔트로피(Cross-Entropy)를 사용하여 학습을 수행할 수 있다. 제안하는 GCN 모델은 최종 완전 연결 층(Fully connected layer)을 거쳐 7가지 표정에 대한 확률값을 제공할 수 있다. 단계 S150에서 제안하는 손실함수는 다른 복잡한 손실 계산 없이 다음 수학식 5와 같이 간단한 교차-엔트로피만을 이용해 전체 네트워크를 손쉽게 수립시킬 수 있어 학습이 빠르고 역전파에 필요한 연산이 적은 장점이 있다.

수학식 5

$$[0145] \quad L = - \sum_{l \in y_L} \sum_{f=1}^F Y_i \ln Z_i$$

[0147] 여기서, Y_i 는 i번째 이미지의 GT를 의미한다.

[0149] 단계 S160에서는, 표정 인식부(160)가, 학습이 완료된 그래프 합성곱 신경망을 이용해 입력 영상으로부터 얼굴 표정을 인식할 수 있다. 즉, 도 4에 도시된 바와 같이, 단계 S160에서는, 학습이 완료된 그래프 합성곱 신경망에서 입력 영상에 대응해 출력되는 각 표정에 대한 확률값을 기초로 얼굴 표정을 인식할 수 있다.

[0151] **실험**

[0153] 본 발명에서는 다양한 FER 데이터셋 중에서 CK+를 사용하여, 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 성능을 평가하였다. CK+은 다양한 얼굴 표정에 대한 327개의 비디오 시퀀스로 구성되며, 각 시퀀스에서 3개의 프레임을 선택하여 Training set과 Test set으로 구성함으로써 총 981개의 이미지를 생성된다.

[0155] **구현 세부 정보**

[0157] 먼저 CK+ dataset의 이미지들을 224×224 로 크기로 정규화하고, 색조, 대비, 채도 등의 데이터 증강(data augmentation)을 적용하였다. 백본 네트워크는 ResNet18을 사용하였으며 단일 TITAN X GPU 환경에서 실험을 수행했다. batch size는 64로 설정했다. 학습에 사용된 최적화기(optimizer)로는 Adam 알고리즘을 사용했고, 초기 학습률(learning rate)은 0.0001이지만, 매 35 epoch마다 0.5씩 감소하게 했다 (총 110 epoch).

[0159] **실험예 1. FER 성능 비교**

[0161] 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법과 다른 방법들의 성능을 비교하여 나타낸 도면이다. 도 9에서 ○와 ●는 각각 7개의 표정 범주와 6개의 범주를 나타낸다.

[0163] 도 9에 도시된 바와 같이, 최첨단 FER 방법들 중에서 IACNN[X. Zhao, X. Liang, L. Liu, T. Li, Y. Han, N. Vasconcelos, and S. Yan. Peak-piloted deep network for facial expression recognition. In ECCV, 2016.]과 DLL[D. Ruan, Y. Yan, S. Chen, J.-H. Xue, and H. Wang. Deep disturbance-disentangled learning for facial expression recognition. In ACM Multimedia, 2020.]은 이미지에서 FER 방해 요소에 대한 문제 해결을 위해 제안되었다. DLP-CNN[S. Li and W. Deng. Reliable crowdsourcing and deep locality-preserving learning for unconstrained facial expression recognition. In IEEE TIP, 2018.]은 새로운 손실 함수를 정의함으로써 성능을 향상시켰다. IPA2LT[J. Zeng, S. Shan, and X.Chen. Facial expression recognition with inconsistently annotated datasets. In ICCV, 2018.]는 noise 레이블 문제 해결을 위해 제안되었다. FN2EN[H. Ding, S. K. Zhou, and R. Chellappa. FaceNet2ExpNet: Regularizing a deep face recognition net for expression recognition. In FG, 2017.]은 새로운 모델 아키텍처를 설계함으로써 모델 성능을 향상시켰다. DeRL [H. Yang, U. Ciftci, and L. Yin. Facial expression recognition by de-expression residue learning. In CVPR, 2018.]은 얼굴 표정이 표정 구성 요소와 중립 요소로 구성된다고 주장하였다.

[0165] 제안하는 방법은 삼선형 어텐션 모듈에 의해 구현된 세밀한 특징 맵과 얼굴 표정에 영향을 주는 얼굴 패치 사이의 관계를 그래프로 학습함으로써, 보다 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 특히, 최신 방법인 DLL 방법에 비해서도 0.15%의 성능이 향상된 것을 알 수 있다.

[0167] **실험예 2. 세부 모듈 성능 평가**

[0169] 도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법의 구성별 성능을 측정해 나타낸 도면이다. 즉, 입력 영상에 대해 1) ResNet18을 사용한 경우, 2) 삼선형(Trilinear) 보간을 전처리로 하고 어텐션 맵들에 대해 reshape과 concatenation을 적용한 뒤 2-layer MLP를 적용한 경우, 3)

제안하는 모듈을 모두 적용한 경우의 세 가지 실험을 비교했다.

- [0171] 도 10에 도시된 바와 같이, 입력 영상에 ResNet18만을 사용한 경우는 95.32%의 성능을 보여준 것에 비해 삼선형 어텐션 맵을 사용하였을 경우 1.14%의 성능이 향상되었다. 이것은 표정 변화의 특성상 각 AU의 특징이 강조되어 특징 벡터에 반영되었기 때문이다. 하지만 제안하는 모듈을 모두 사용할 경우 2번째 방법보다 성능이 2.85% 더 상승하였다. 이것은 제안하는 방법이 표정별로 강조되는 세부 특징들을 잃지 않고 그래프에 반영하였기 때문이다.
- [0173] 전술한 바와 같이, 본 발명에서 제안하고 있는 기하학적 그래프 합성곱 신경망을 이용한 얼굴 표정 인식 방법 및 장치에 따르면, 삼선형 보간법을 적용한 얼굴의 세밀한 특징(fine-grained feature)과 얼굴 중요 패치들 사이의 관계성을 학습하는 그래프 합성곱 신경망 모델을 사용함으로써, 최근의 관련 연구에 비해 우수한 얼굴 표정 인식 성능을 갖고 표정의 미세 변화를 감지할 수 있다.
- [0175] 한편, 본 발명은 다양한 통신 단말기로 구현되는 동작을 수행하기 위한 프로그램 명령을 포함하는 컴퓨터에서 판독 가능한 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(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 장치를 포함할 수 있다.
- [0177] 이와 같은 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 이때, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 구현하기 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 예를 들어, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.
- [0179] 이상 설명한 본 발명은 본 발명이 속한 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의하여 다양한 변형이나 응용이 가능하며, 본 발명에 따른 기술적 사상의 범위는 아래의 특허청구범위에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

- [0180] 100: 얼굴 표정 인식장치
 110: 특징맵 추출부
 120: 삼선형 어텐션 모듈부
 130: 노드 특징 생성부
 131: 맵 분할 모듈
 132: GAP 수행 모듈
 133: 특징 생성 모듈
 140: 얼굴 그래프 생성부
 150: 신경망 학습부
 160: 표정 인식부
 S110: 얼굴 영상에서 특징맵을 추출하는 단계
 S120: 특징맵에 삼선형 보간법을 적용해 삼선형 어텐션 맵을 생성하는 단계

S130: 삼선형 어텐션 맵으로부터 노드 특징을 생성하는 단계

S131: 삼선형 어텐션 맵을 균등 분할해 특징맵을 구성하는 단계

S132: 분할된 특징맵에 GAP을 수행하는 단계

S133: 얼굴 패치별로 노드 특징을 생성하는 단계

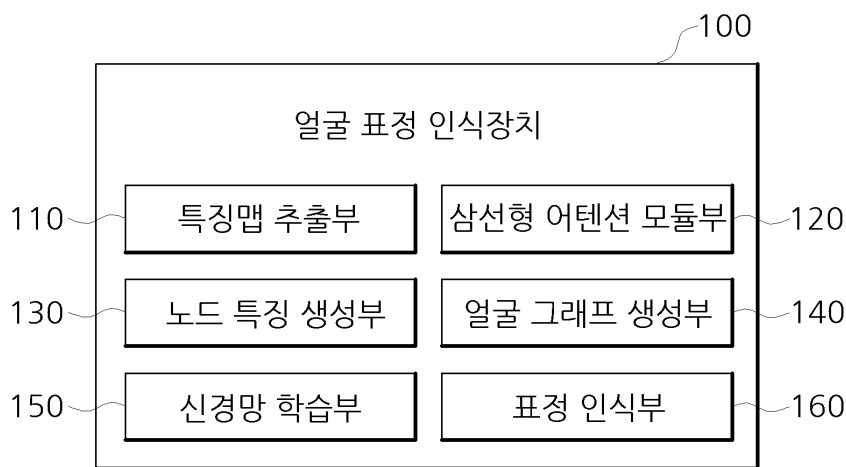
S140: 노드 특징과 노드 특징들 사이의 관계성을 안면 움직임 유닛의 인접 행렬로 표현해 얼굴 그래프를 생성하는 단계

S150: 얼굴 그래프를 입력해 그래프 합성곱 신경망을 학습하는 단계

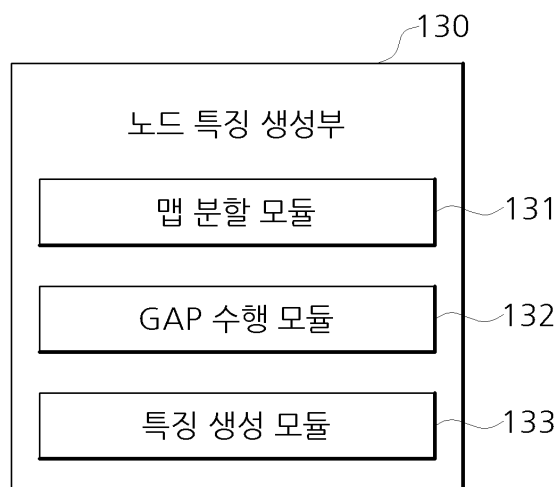
S160: 그래프 합성곱 신경망을 이용해 얼굴 표정을 인식하는 단계

도면

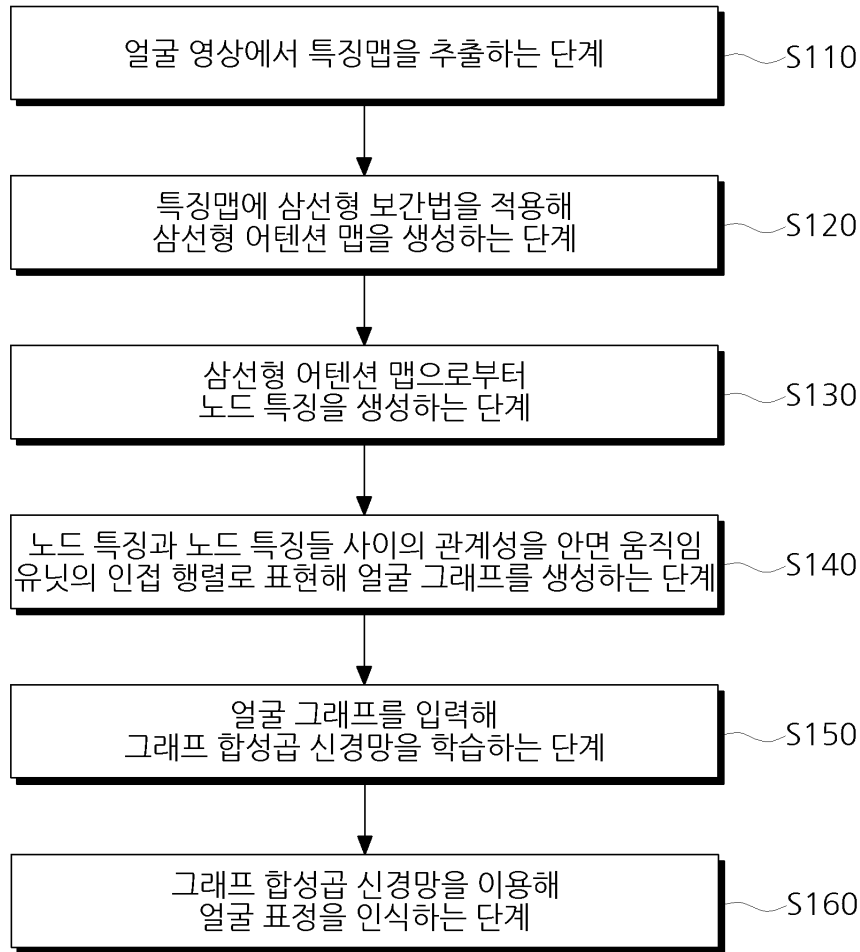
도면1



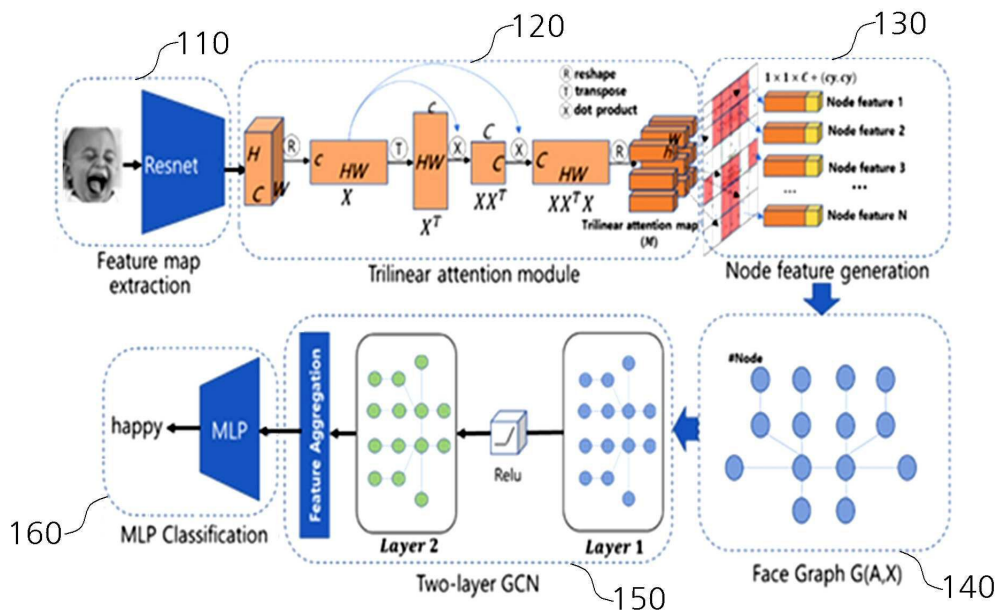
도면2



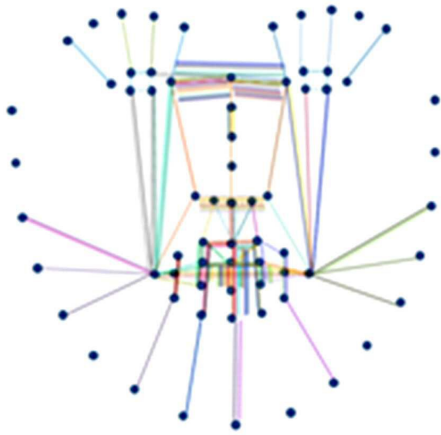
도면3



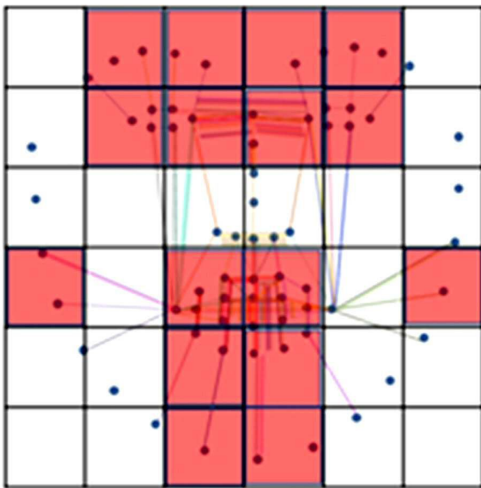
도면4



도면5

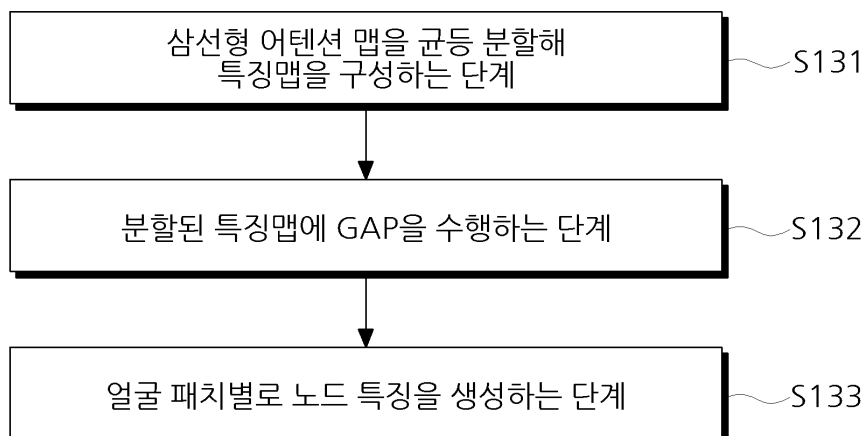


도면6

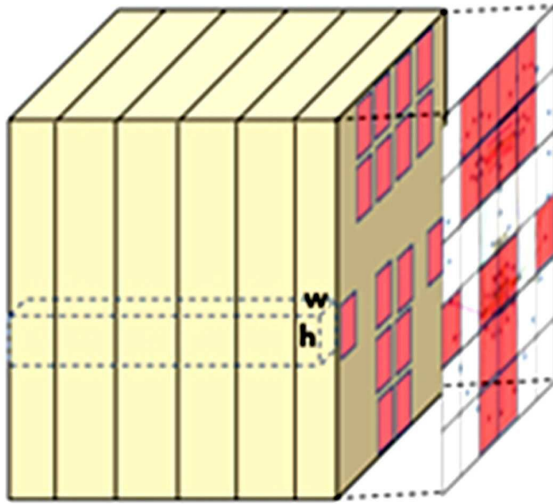


도면7

S130



도면8



도면9

Methods	Accuracy(%)
PPDN [6]	97.30 •
IACNN [7]	95.37 ◦
DLP-CNN [8]	95.78 •
IPA2LT [9]	92.45 ◦
DeRL [10]	97.37 ◦
FN2EN [11]	98.60 •
DDL [12]	99.16 ◦
제안하는 방법	99.31 ◦

도면10

Method	Accuracy(%)
1) ResNet18	95.32
2) Trilinear+ResNet18	96.46
3) Trilinear+GCN+ ResNet18	99.31