



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0095839
(43) 공개일자 2023년06월29일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06V 10/46 (2022.01) G06V 10/50 (2022.01)
G06V 40/16 (2022.01)
(52) CPC특허분류
G06V 10/467 (2023.01)
G06V 10/50 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2022-0178329
(22) 출원일자 2022년12월19일
심사청구일자 2022년12월19일
(30) 우선권주장
1020210184428 2021년12월22일 대한민국(KR)

(71) 출원인
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
김용국
경기도 성남시 분당구 동판교로 156, 911동 503호(삼평동, 봇들마을9단지금호어울림아파트)
트롱 푸옥 홍
서울특별시 광진구 능동로 20, 컴퓨터공학과 AI빌딩 722(군자동)
(74) 대리인
송인호, 최관락

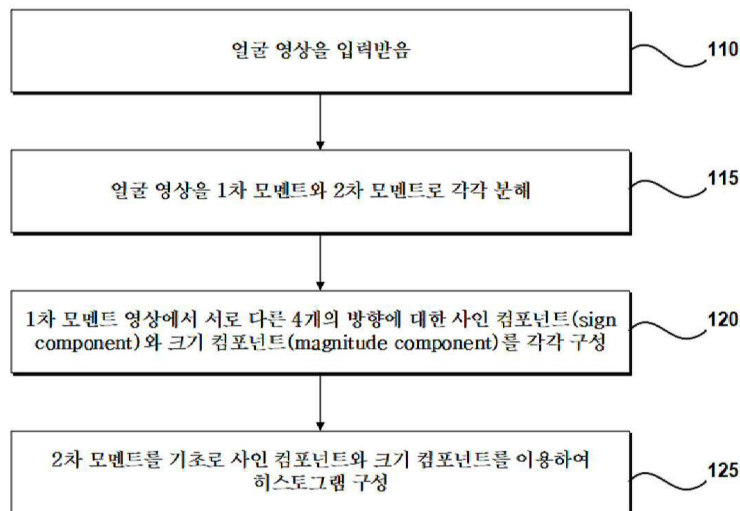
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 얼굴 특징 표현 방법 및 그 장치

(57) 요약

얼굴 특징 표현 방법 및 그 장치가 개시된다. 얼굴 특징 표현 방법은, (a) 얼굴 영상을 입력받는 단계; (b) 상기 얼굴 영상을 1차 모멘트와 2차 모멘트로 각각 분해하는 단계; (c) 상기 1차 모멘트 영상을 이용하여 서로 다른 4개 직선 방향 각각에 대한 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 구성하는 단계; 및 (d) 상기 사인 컴포넌트와 상기 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성하되, 상기 2차 모멘트를 고려하여 상기 히스토그램을 구성하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06V 40/168 (2022.01)

G06V 40/172 (2022.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711174142
과제번호	00156354
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명	실-가상 연계 메타버스를 위한 초실감 XR 기술 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	세종대학교산학협력단
연구기간	2022.07.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

- (a) 얼굴 영상을 입력받는 단계;
- (b) 상기 얼굴 영상을 1차 모멘트와 2차 모멘트로 각각 분해하는 단계;
- (c) 상기 1차 모멘트 영상을 이용하여 서로 다른 4개 직선 방향 각각에 대한 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 구성하는 단계; 및
- (d) 상기 사인 컴포넌트와 상기 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성하되, 상기 2차 모멘트를 고려하여 상기 히스토그램을 구성하는 단계를 포함하는 얼굴 특징 표현 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 2차 모멘트는 상기 얼굴 영상에 대한 루트 $k(2 \leq k \leq 16)$ 이하 자연수) 분산 모멘트로 계산되는 것을 특징으로 하는 얼굴 특징 표현 방법.

청구항 3

제1 항에 있어서,

상기 (c) 단계에서,

상기 1차 모멘트 영상에서 직선 토폴로지상의 p 개 이웃들과의 균일한 로컬 이진 패턴을 각 방향의 사인 컴포넌트로 구성하되, 하기 수학적식을 이용하여 각 방향에 대한 사인 컴포넌트를 구성하는 것을 특징으로 하는 얼굴 특징 표현 방법.

$$LBP_{\alpha(P,R)}(f)(c) = \sum_{p=0}^P s(f(g_{\alpha}^p) - f(c)), \quad \text{with } s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서, α 는 직선 토폴로지의 방향을 나타내고, p 는 이웃 픽셀을 나타내며, R 는 반지름을 나타내며, c 는 중

$$g_{\alpha}^p = \left(\frac{2pR \cos \alpha}{P}, \frac{2pR \sin \alpha}{P} \right)_{-P/2 \leq p \leq P/2}$$

심점을 나타내고,

내며, f 는

$\mathbb{Z}^2$ 공간의 2차원 불연속 영상을 나타냄.

청구항 4

제1 항에 있어서,

상기 서로 다른 4개의 방향은 중심점을 기준으로 수직 직선 방향, 수평 직선 방향, 45도 대각선 방향 및 135도

대각선 방향인 것을 특징으로 하는 얼굴 특징 표현 방법.

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 (c) 단계에서, 상기 크기 컴포넌트는,

상기 1차 모멘트 영상에서 직선 토폴로지상의 p개의 이웃들과의 평균값의 차이를 기초로 균일한 로컬 이진 패턴을 계산하여 구성되는 것을 특징으로 하는 얼굴 특징 표현 방법.

청구항 6

제5 항에 있어서,

상기 크기 컴포넌트는 하기 수학식을 이용하여 구성되는 것을 특징으로 하는 얼굴 특징 표현 방법.

$$\text{CLBP_}M_{\alpha(P,R)}(f)(\mathbf{c}) = (s(m_{\alpha}^p - \bar{m}_{\alpha}))_{0 \leq p < P},$$

$$m_{\alpha}^p = |d_p| = |f(\mathbf{g}_{\alpha}^p) - f(\mathbf{c})|$$

여기서, $\mathbf{c}$ 는 중심점을 나타내고,

$$\mathbf{g}_{\alpha}^p = \left(\frac{2pR \cos \alpha}{P}, \frac{2pR \sin \alpha}{P} \right)_{-P/2 \leq p \leq P/2}$$

이며, $\bar{m}_{\alpha}$ 는 전체 불연속 이

미지 f 에 대한 m_{α}^p 의 평균값을 나타내고, α 는 직선 토폴로지의 방향을 나타내며, p는 이웃 픽셀을 나타내며, R는 반지름을 나타냄.

청구항 7

제1 항에 있어서,

상기 히스토그램은 하기 수학식을 이용하여 구성되는 것을 특징으로 하는 얼굴 특징 표현 방법.

$$H_t = \begin{cases} \sum_{\forall(x,y)} \mu'_2(x, y), & \text{if } \text{CLBP}_{\alpha_i(P,R)}(x, y) = t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서, μ'_2 는 2차 모멘트를 나타내고, (x, y) 는 픽셀 위치를 나타내며, $\text{CLBP}_{\alpha_i(P,R)}$

는 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 나타내며, t는 임계치를 나타내며, α 는 직선 토폴로지의 방향을 나타내며, p는 이웃 픽셀을 나타내며, R는 반지름을 나타냄.

청구항 8

제1 항 내지 제7 항 중 어느 하나의 항에 따른 방법을 수행하기 위한 프로그램 코드를 기록한 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체.

청구항 9

적어도 하나의 명령어를 저장하는 메모리; 및

상기 메모리에 저장된 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하되,

상기 프로세서에 의해 실행된 명령어는 각각,

(a) 얼굴 영상을 입력받는 단계;

(b) 상기 얼굴 영상을 1차 모멘트와 2차 모멘트로 각각 분해하는 단계;

(c) 상기 1차 모멘트 영상을 이용하여 서로 다른 4개 직선 방향 각각에 대한 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 구성하는 단계; 및

(d) 상기 사인 컴포넌트와 상기 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성하되, 상기 2차 모멘트를 고려하여 상기 히스토그램을 구성하는 단계를 수행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 10

제9 항에 있어서,

상기 2차 모멘트는 상기 얼굴 영상에 대한 분산 모멘트의 루트 k 로 계산되되,

상기 k 는 2 이상이고 16이하인 자연수인 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 11

제9 항에 있어서,

상기 (c) 단계에서,

상기 1차 모멘트 영상에서 직선 토폴로지상의 p 개의 이웃들과의 크기를 비교한 균일한 로컬 이진 패턴을 계산하여 각 직선 방향의 사인 컴포넌트를 구성하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 12

제9 항에 있어서,

상기 서로 다른 4개의 방향은 중심점을 기준으로 수직 직선 방향, 수평 직선 방향, 45도 대각선 방향 및 135도 대각선 방향인 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 13

제9 항에 있어서,

상기 (c) 단계에서, 상기 크기 컴포넌트는,

상기 1차 모멘트 영상에서 직선 토폴로지상의 p 개의 이웃들과의 평균값의 차이를 기초로 균일한 로컬 이진 패턴을 계산하여 구성되는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 얼굴 인식을 위한 얼굴 특징 표현 방법 및 그 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 인공 지능은 시계열 예측, 이미지 분류, 스마트 시티와 같은 많은 실제 응용 프로그램과 함께 빠르게 발전하고 있으며, 그 중 생체 특성을 이용한 개인 식별은 최근 핫한 트렌드이며, 컴퓨터 비전에서 점점 더 주목받고 있다. 생체 특성을 사용하면 비침습적 획득 프로세스로 카메라에서 얼굴 이미지를 쉽게 획득할 수 있다. 이로 인해, 얼굴 인식은 영상 감시, 범죄 탐지, 출입통제시스템, 모바일 기기 보안 등과 같은 공공 환경에서 광범위하게 적용될 수 있다.

[0004] 이에, 얼굴 인식을 위한 다양한 방법들이 도입되었으나, 표정, 머리 자세, 조명 및 배경 복잡성, 가림, 노화, 메이크업, 화질 등과 같은 다양한 문제들로 인한 얼굴 인식에 어려움이 있다.

[0005] 낮은 계산 비용과 효율적인 특징 추출로 인해, LBP(local binary pattern) 기반 방법이 연구되어, 얼굴 인식, 표정 분류, 질감 분류와 같은 작업에 널리 이용되고 있다. 그러나, 얼굴 인식을 위해 많은 수의 LBP 변형 및 LBP 기반 하이브리드 모델이 제시되고 있으나, 노이즈 감도, 대비 정보, 조명 변화 등으로 인한 몇가지 단점이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 얼굴 인식을 위한 얼굴 특징 표현 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

[0008] 또한, 본 발명은 로컬 디스크립터를 향상시킬 수 있으며, 노이즈와 조명 변화에 강인한 가중치 통계 이진 패턴을 이용한 얼굴 인식을 위한 얼굴 특징 표현 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0010] 본 발명의 일 측면에 따르면 얼굴 인식을 위한 얼굴 특징 표현 방법이 제공된다.

[0011] 본 발명의 일 실시예에 따르면, (a) 얼굴 영상을 입력받는 단계; (b) 상기 얼굴 영상을 1차 모멘트와 2차 모멘트로 각각 분해하는 단계; (c) 상기 1차 모멘트 영상을 이용하여 서로 다른 4개 직선 방향 각각에 대한 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 구성하는 단계; 및 (d) 상기 사인 컴포넌트와 상기 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성하되, 상기 2차 모멘트를 고려하여 상기 히스토그램을 구성하는 단계를 포함하는 얼굴 특징 표현 방법이 제공될 수 있다.

[0012] 상기 2차 모멘트는 상기 얼굴 영상에 대한 루트 k(2이상 16 이하 자연수) 분산 모멘트로 계산될 수 있다.

[0013] 상기 (c) 단계에서, 상기 1차 모멘트 영상에서 직선 토폴로지상의 p개 이웃들과의 균일한 로컬 이진 패턴을 각 방향의 사인 컴포넌트로 구성하되, 하기 수학식을 이용하여 각 방향에 대한 사인 컴포넌트를 구성하되,

$$\text{LBP}_{\alpha(P,R)}(f)(c) = \sum_{p=0}^P s(f(g_{\alpha}^p) - f(c)), \quad \text{with } s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0014]

[0015] 여기서, α 는 직선 토폴로지의 방향을 나타내고, p 는 이웃 픽셀을 나타내며, R 는 반지름을 나타내며, c 는 중

심점을 나타내고, f 는

$$\mathbf{g}_{\alpha}^p = \left(\frac{2pR \cos \alpha}{P}, \frac{2pR \sin \alpha}{P} \right)_{-P/2 \leq p \leq P/2}$$

$\mathbb{Z}^2$ 공간의 2차원 불연속 영상을 나타낸다.

[0016] 상기 서로 다른 4개의 방향은 중심점을 기준으로 수직 직선 방향, 수평 직선 방향, 45도 대각선 방향 및 135도 대각선 방향이다.

[0017] 상기 (c) 단계에서, 상기 크기 컴포넌트는, 상기 1차 모멘트 영상에서 직선 토폴로지상의 p 개의 이웃들과의 평균값의 차이를 기초로 균일한 로컬 이진 패턴을 계산하여 구성될 수 있다.

[0018] 상기 크기 컴포넌트는 하기 수학식을 이용하여 구성되되,

$$\text{CLBP_M}_{\alpha(P,R)}(f)(c) = (s(m_{\alpha}^p - \bar{m}_{\alpha}))_{0 \leq p < P},$$

$$m_{\alpha}^p = |d_p| = |f(\mathbf{g}_{\alpha}^p) - f(c)|$$

[0019]

[0020] 여기서, c 는 중심점을 나타내고,

$\mathbf{g}_{\alpha}^p = \left(\frac{2pR \cos \alpha}{P}, \frac{2pR \sin \alpha}{P} \right)_{-P/2 \leq p \leq P/2}$ 이며, $\bar{m}_{\alpha}$ 는 전체 불연속 이

미지 f 에 대한 m_{α}^p 의 평균값을 나타내고, α 는 직선 토폴로지의 방향을 나타내며, p 는 이웃 픽셀을 나타내며, R 는 반지름을 나타낸다.

[0021] 상기 히스토그램은 하기 수학식을 이용하여 구성되되,

$$H_t = \begin{cases} \sum_{\forall(x,y)} \mu'_2(x, y), & \text{if } \text{CLBP}_{\alpha_i(P,R)}(x, y) = t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0022]

[0023] 여기서, μ'_2 는 2차 모멘트를 나타내고, (x, y) 는 픽셀 위치를 나타내며, $\text{CLBP}_{\alpha_i(P,R)}$

는 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 나타내며, t 는 임계치를 나타내며, α 는 직선 토폴로지의 방향을 나타내며, p 는 이웃 픽셀을 나타내며, R 는 반지름을 나타낸다.

[0025] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 얼굴 인식을 위한 얼굴 특징 표현을 생성하는 컴퓨팅 장치가 제공된다.

[0026] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 적어도 하나의 명령어를 저장하는 메모리; 및 상기 메모리에 저장된 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하되, 상기 프로세서에 의해 실행된 명령어는 각각, (a) 얼굴 영상을 입력받는 단계; (b) 상기 얼굴 영상을 1차 모멘트와 2차 모멘트로 각각 분해하는 단계; (c) 상기 1차 모멘트 영상을 이용하여

서로 다른 4개 직선 방향 각각에 대한 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 구성하는 단계; 및 (d) 상기 사인 컴포넌트와 상기 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성하되, 상기 2차 모멘트를 고려하여 상기 히스토그램을 구성하는 단계를 수행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치가 제공될 수 있다.

발명의 효과

[0028] 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 인식을 위한 얼굴 특징 표현 방법 및 그 장치를 제공함으로써, 로컬 디스크립터를 향상시킬 수 있으며, 노이즈와 조명 변화에 강인한 얼굴 인식이 가능케 할 수 있는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0030] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 특징 표현 방법을 나타낸 순서도.
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 지지 B를 설명하기 위해 도시한 도면.
 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 1차 모멘트와 2차 모멘트를 설명하기 위해 도시한 도면.
 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 서로 다른 4개 방향의 로컬 이진 패턴을 설명하기 위해 도시한 도면.
 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 각 방향의 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 예시한 도면.
 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 표현 특징 디스크립터(히스토그램)를 생성하는 방법에 대한 전체 흐름도.
 도 7은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 인식률을 비교한 결과.
 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 1차 모멘트와 2차 모멘트로 분해된 AR 데이터 세트를 예시한 도면.
 도 9는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 AR 데이터 세트에 대한 비교 결과를 도시한 도면.
 도 10은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 AR 데이터 세트에 대한 인식률을 비교한 결과.
 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 특징 표현을 생성하는 컴퓨팅 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0031] 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 행동을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0032] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다.

[0034] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 특징 표현 방법을 나타낸 순서도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 지지 B를 설명하기 위해 도시한 도면이며, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 1차 모멘트와 2차 모멘트를 설명하기 위해 도시한 도면이고, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 서로 다른 4개 방향의 로컬 이진 패턴을 설명하기 위해 도시한 도면이다.

[0035] 단계 110에서 컴퓨팅 장치(100)는 얼굴 영상을 입력받는다. 편의상 얼굴 영상의 크기는 $N \times N$ 인 것을 가정하기로 한다.

[0036] 단계 115에서 컴퓨팅 장치(100)는 얼굴 영상에 대한 1차 모멘트(평균 모멘트)와 2차 모멘트(분산 모멘트)로 각각 분해한다.

[0037] f 는 $\mathbb{Z}^2$ 공간에서 2D 이산 이미지로 정의하기로 한다. 따라서, 매핑 기법을 통해 $\mathbb{R}$ 에서 실제 값 이미지를 획득할 수 있다.

[0038] 로컬 통계를 계산하는데 사용되는 공간 지지(spatial support)는 $\mathcal{B} \subset \mathbb{Z}^2$ 로 모델링되며, $\mathcal{O} \in \mathcal{B}$ 이다. 여기서, $\mathcal{O}$ 는 $\mathbb{Z}^2$ 의 원점이다.

[0039] 도 2는 공간 지지 $\mathcal{B}$ 를 구성하는 방법을 예시한 도면이다.

[0040] f 및 $\mathcal{B}$ 와 연관된 r차 모멘트 이미지는 $\mathbb{Z}^2$ 에서 $\mathbb{R}$ 로의 매핑으로, 수학식 1과 같이 정의된다.

수학식 1

$$m_{(f,\mathcal{B})}^r(\mathbf{c}) = \frac{1}{|\mathcal{B}|} \sum_{\mathbf{b} \in \mathcal{B}} (f(\mathbf{c} + \mathbf{b}))^r$$

[0041]

[0042] 여기서, $\mathbf{c}$ 는 $\mathbb{Z}^2$ 의 픽셀이고, $|\mathcal{B}|$ 는 구조 엘리먼트 $\mathcal{B}$ 의 카니널리티이다. 따라서, r차 중심 모멘트 이미지($r > 1$)는 수학식 2와 같이 정의될 수 있다.

수학식 2

$$\mu_{(f,\mathcal{B})}^r(\mathbf{c}) = \frac{1}{|\mathcal{B}|} \sum_{\mathbf{b} \in \mathcal{B}} (f(\mathbf{c} + \mathbf{b}) - m_{(f,\mathcal{B})}^1(\mathbf{c}))^r$$

[0043]

[0044] 여기서, $m_{(f,\mathcal{B})}^1(\mathbf{c})$ 는 $\mathbf{c}$ 주변에서 계산되는 평균값(1차 모멘트)이다. 따라서, r차 정규화된 중심 모멘트 이미지($r > 2$)는 수학식 3과 같이 정의될 수 있다.

수학식 3

$$\beta_{(f, \mathcal{B})}^r(\mathbf{c}) = \frac{1}{|\mathcal{B}|} \sum_{\mathbf{b} \in \mathcal{B}} \left(\frac{(f(\mathbf{c} + \mathbf{b}) - m_{(f, \mathcal{B})}^1(\mathbf{c}))}{\sqrt{\mu_{(f, \mathcal{B})}^2(\mathbf{c})}} \right)^r$$

[0045]

[0046] 여기서, $\mu_{(f, \mathcal{B})}^2(\mathbf{c})$ 는 $\mathbf{c}$ 주변에서 계산되는 분산(2차 모멘트)이다.

[0047] 얼굴 영상에 대한 1차 모멘트(평균 모멘트)는 얼굴 영상 전체에 대한 개별 픽셀 강도의 기여도를 확인할 수 있으며, 2차 모멘트(분산 모멘트)는 각 픽셀이 인접 픽셀과 어떻게 달라지는지를 알 수 있으며, 세일리언시 영역을 표현할 수 있다.

[0048] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 공간 지지 $\mathcal{B}$ 를 계산하여 획득된 1차 모멘트와 2차 모멘트는 노이즈 감도를 줄이는데 사용될 수 있다.

[0049] 본 발명의 일 실시예에서는, 구조 엘리먼트를 원형 공간 지지 $\mathcal{B} = \{(R_i, P_i)\}$ 로 정

의한다. 여기서, P_i 는 이웃의 수이고, R_i 는 반지름이다.

[0050] 도 3은 $\mathcal{B} = \{(1, 8)\}$ 를 사용하는 두개의 모멘트 이미지의 일 예를 도시하고 있다.

[0051] 도 3의 (d)에서 보여지는 바와 같이, 2차 모멘트(분산 모멘트)는 우세한 모서리만 강조하는 경향이 있으므로, 잠재적으로 중요한 일부 정보가 버려지게 된다.

[0052] 이를 해결하기 위해, 본 발명의 일 실시예에서는 분산 모멘트의 루트 k를 이용한다. 이를 수학식으로 나타내면,

$$\mu_2' = \sqrt[k]{\mu_2} \quad (k \in [2, 16]).$$

과 같다.

[0053] 도 3의 (e)는 분산 모멘트의 루트 9로 도출된 새로운 분산 모멘트(μ_2')를 도시하고 있다.

[0054] 이와 같이, 분산 모멘트의 루트 k를 이용하여 눈, 코, 입과 같은 더 유용한 얼굴 특징을 세일리언시 영역으로 향상시킬 수 있다. 따라서, 가중 히스토그램은 분산 모멘트 이미지의 모든 통계적 패턴의 향상도를 활용하여 필수 영역을 풍부하게 할 수 있다.

[0055] 단계 120에서 컴퓨팅 장치(100)는 1차 모멘트 영상에서 서로 다른 4개의 방향에 대한 사인 컴포넌트(sign component)와 크기 컴포넌트(magnitude component)를 각각 구성한다.

[0056] 이에 대해 보다 상세히 설명하기로 한다.

[0057] 본 발명의 일 실시예에 따른 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트는 균일한 로컬 이진 패턴을 기반으로 한다. 로컬

이진 패턴에 대해 간략하게 설명하기로 한다.

[0058] 도 4는 기본 로컬 이진 패턴을 서로 다른 4개의 방향으로 전개한 일 예를 도시한 도면이다.

[0059] 로컬 이진 패턴에서 $\mathbf{g}_p$ 는 반지름 R의 원에 있는 좌표 $(R \cos(2\pi p/P), R \sin(2\pi p/P))$)를 갖는다. 그러나, 본 발명의 일 실시예에서는 도 4에 도시된 바와 같이, 원점을 중심으로 수직, 수평 및 대각선 방향에 대한 직선 토폴로지에 의한 픽셀간의 관계를 고려한다.

[0060] 직선 토폴로지에서 픽셀간의 관계를 고려하기 위한 $\mathbf{g}_p$ 는 수학식 4와 같이 도출될 수 있다.

수학식 4

$$\mathbf{g}_\alpha^p = \left(\frac{2pR \cos \alpha}{P}, \frac{2pR \sin \alpha}{P} \right)_{-P/2 \leq p \leq P/2}$$

[0061]

[0062] 여기서, p는 이웃 픽셀을 나타내고, α 는 방향을 나타내고, R는 반지름을 나타낸다.

[0063] 직선 토폴로지를 고려할 때, 이웃의 개수는 짝수여야 하며, 이웃들은 중심점(c)를 기준으로 좌우 대칭이다. 도 4에는 직선 토폴로지와 함께 6개의 이웃을 고려하여 서로 다른 4개의 방향의 로컬 이진 패턴이 도시되어 있다.

[0064] 따라서, 서로 다른 4개 방향에 대한 직선 토폴로지상의 p(예를 들어, 6개)의 이웃에 대한 로컬 이진 패턴 (LBP_α)은 수학식 5를 이용하여 도출될 수 있다.

수학식 5

$$\text{LBP}_{\alpha(P,R)}(f)(c) = \sum_{p=0}^P s(f(\mathbf{g}_\alpha^p) - f(c)), \quad \text{with } s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0065]

[0066] 여기서, f 는 $\mathbb{Z}^2$ 공간의 2D 불연속 이미지로, $\mathbb{Z}^2$ 에서 $\{0, 1\}^P$ 로의 매핑으로 간주될 수 있다. 또한, P는 이웃을 나타내고, c는 중심점을 나타내며, R은 반지름을 나타낸다.

[0067] 결과적으로, 2^P 고유한 패턴을 생성하는 LBP_α 연산자는 거대한 디스크립터로 이어진다. 따라서, 본 발명의 일 실시예에서는 LBP_α 에 대한 균일한(uniform) 패턴 개념을 고려하여 패턴 수를 줄인다.

[0068] 예를 들어, 본 발명의 일 실시예에서는 2^P 값의 조회 테이블에서 $P(P-1)+3$ 개의 고유한 출력값을 가지도록 패턴 수를 줄일 수 있다.

[0069] 오리지널 LBP와 본 발명의 일 실시예에 따른 LBP_{α} 의 차이점은 오리지널 LBP는 원에 의한 공간 관계를 고려하는 반면, 본 발명의 일 실시예에 따른 LBP_{α} 는 주어진 방향을 따라 이웃의 직선 공간 정보를 활용한다는 점에서 차이가 있다.

[0070] 얼굴 인식은 노출 방향, 조명, 표정과 같은 몇 가지 주요 요소가 도전 과제로 제시되나, 본 발명의 일 실시예에 따른 LBP_{α} 기반 표현은 직선 토폴로지의 미세 패턴을 검사하기 때문에 조명 및 스케일 변화에 강인한 것을 알 수 있다.

[0071] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따른 LBP_{α} 는 오리지널 LBP를 활용하여 방향에 따른 로컬 픽셀 분포를 특성화할 수 있으며, LBP_{α} 값의 발생 빈도는 다양한 얼굴 구조를 나타내는데 사용할 수 있다.

[0072] 본 발명의 일 실시예에서는 얼굴 인식 작업을 위해 직선 방향 α 에 의해 이웃 g_p 를 고려하는 방향 α 에 의한 상보적인 로컬 이진 패턴을 생성한다. 이에 대해 설명하면, 다음과 같다.

[0073] 본 발명의 일 실시예에서는 방향 α 에 의한 상보적인 로컬 이진 패턴을 도출하되, 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트 두가지 패턴으로 구성할 수 있다.

[0074] 이해와 설명의 편의를 도모하기 위해 수학적 식 5와 같이 도출되는 상보적인 로컬 이진 패턴을 사인 컴포넌트로 칭하기로 한다.

[0075] 크기 컴포넌트는 1차 모멘트 영상에서 직선 토폴로지상의 p 개의 이웃들과의 평균값의 차이를 기초로 균일한 로컬 이진 패턴을 계산하여 구성될 수 있다.

[0076] 예를 들어, 크기 컴포넌트는 수학적 식 6과 같이 계산될 수 있다.

수학적 식 6

$$CLBP_M_{\alpha(P,R)}(f)(c) = (s(m_{\alpha}^p - \bar{m}_{\alpha}))_{0 \leq p < P},$$

$$m_{\alpha}^p = |d_p| = |f(g_{\alpha}^p) - f(c)|$$

[0077]

[0078] 여기서 $\bar{m}_{\alpha}$ 는 전체 불연속 이미지 f 에 대한 m_{α}^p 의 평균값을 나타낸다.

[0079] 본 발명의 일 실시예에 따르면 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트는 거대한 로컬 이진 패턴으로 구성되는 것을 막기 위해 불연속 영상 f 의 균일한 LBP_{α} 에 해당하는 $P(P - 1) + 3$ 개의 개별 값을 가지도록 구성될 수 있다.

[0080] 상술한 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에서는 1차 모멘트 영상에서 각각의 방향에 대한 직선 토폴로지 상의 p 개의 이웃들과의 크기와 평균값 차이를 기초로 균일한 로컬 이진 패턴을 각각 계산하여 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 구성할 수 있다.

[0081] 도 5는 각 방향의 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 예시한 도면이다.

[0082] 단계 125에서 컴퓨팅 장치(100)는 구성된 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성한다. 이때, 컴퓨팅 장치(100)는 2차 모멘트를 고려하여 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성할 수 있다.

[0083] 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 하기 수학적 식 7을 이용하여 히스토그램을 구성할 수 있다.

수학적 식 7

$$H_t = \begin{cases} \sum_{\forall(x,y)} \mu'_2(x, y), & \text{if CLBP}_{\alpha_i(P,R)}(x, y) = t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0084]

[0085] 여기서, (x,y)는 각 컴포넌트(사인 컴포넌트, 크기 컴포넌트)의 각 픽셀 위치를 나타내고, t는 임계치를 나타낸다.

[0086] 즉, 본 발명의 일 실시예에 따르면 1차 모멘트 영상을 이용하여 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트 영상을 각각 계산하고, 2차 모멘트(μ'_2)를 사용하여 돌출 영역에 해당하는 중요 지수(significance index)로 히스토그램을 구성할 수 있다.

[0087] 다시 정리하면, 1차 모멘트 영상을 이용하여 구성된 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트는 각각 2차 모멘트(μ'_2)에 따라 로컬 패턴의 기여도에 따라 가중치가 부여될 수 있다.

[0088] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 표현 특징 디스크립터(히스토그램)를 생성하는 방법에 대한 전체 흐름도가 도시되어 있다.

[0089] 도 7은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 인식률을 비교한 결과이다.

[0090] 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 특징 표현 방법이 방법은 ORL 및 YALE 데이터 세트에 대해 98.51% 및 98.72% 인식률을 달성하여 다른 방법보다 더 높은 것을 알 수 있다. 또한, 디스크립터는 조명 변화, 설명자는 조명 변화, 얼굴 표정, 머리 포즈(다중 방향) 및 폐색과 같은 시각적 문제에 강했다.

[0091] 도 8은 1차 모멘트와 2차 모멘트로 분해된 AR 데이터 세트를 예시한 도면이고, 도 9는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 AR 데이터 세트에 대한 비교 결과를 도시한 도면이고, 도 10은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 AR 데이터 세트에 대한 인식률을 비교한 결과이다.

[0092] 도 9에서 보여지는 바와 같이, 사인 컴포넌트는 최대 82.87%, 88.83%, 90.79%, 95.90%로 인식되었으며, 크기 컴포넌트는 각각 80.09%, 86.22%, 89.83%, 95.67%였다. 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 보완한 경우, 인식률이 크게 향상되었으며, 결과는 각각 98.46%, 98.68%, 99.04%, 99.93%로 증가한 것을 알 수 있다.

[0093] 도 10은 종래와 본 발명의 인식률을 비교한 것으로, 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 표현 특징 방법의 인식률이 종래 기술을 능가하는 것을 알 수 있다.

[0095] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 특징 표현을 생성하는 컴퓨팅 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도이다.

[0096] 도 11을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치(100)는 통신부(1110), 메모리(1120) 및 프로세서(1130)를 포함하여 구성된다.

[0097] 통신부(1110)는 통신망을 통해 다른 장치와 데이터를 송수신하기 위한 수단이다.

[0098] 메모리(1120)는 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 특징 표현 방법을 수행하기 위한 적어도 하나의 명령어를 저

장한다.

[0099] 프로세서(1130)는 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치의 내부 구성 요소들(예를 들어, 통신부(1110), 메모리(1120) 등)을 제어하기 위한 수단이다.

[0100] 또한, 프로세서(1130)는 메모리(1120)에 저장된 명령어를 실행하되, 프로세서(1130)에 의해 실행된 명령어는 각각, 얼굴 영상을 입력받고, 상기 얼굴 영상에 대한 1차 모멘트와 2차 모멘트를 각각 구성하며, 상기 1차 모멘트 영상을 이용하여 서로 다른 4개 직선 방향 각각에 대한 사인 컴포넌트와 크기 컴포넌트를 각각 구성한 후 상기 사인 컴포넌트와 상기 크기 컴포넌트를 이용하여 히스토그램을 구성하되, 상기 2차 모멘트를 고려하여 상기 히스토그램을 구성하는 일련의 과정을 수행할 수 있다.

[0101] 이에 대한 상세한 설명은 도 1을 참조하여 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다.

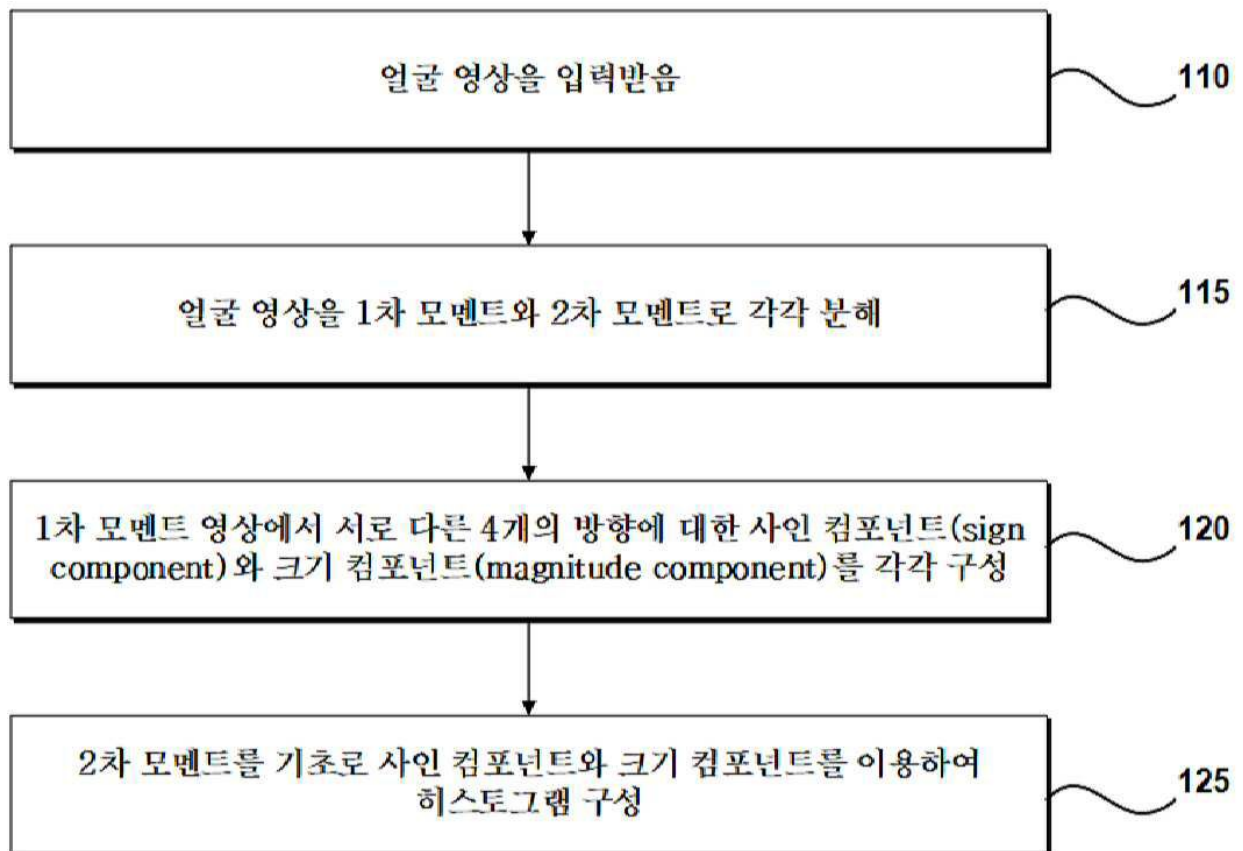
[0103] 본 발명의 실시 예에 따른 장치 및 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야 통상의 기술자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 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.

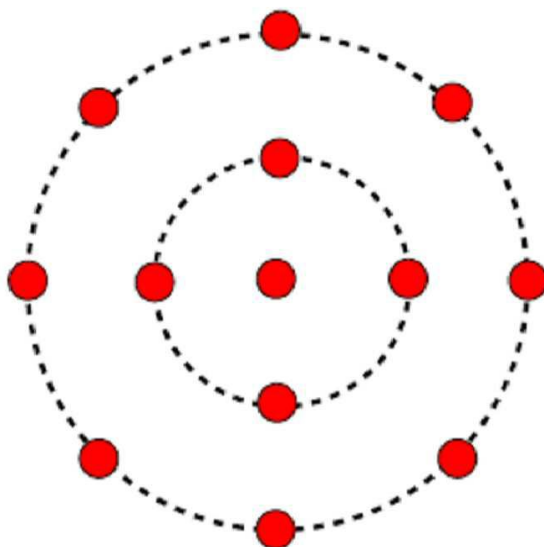
[0105] 이제까지 본 발명에 대하여 그 실시 예들을 중심으로 살펴보았다. 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시 예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

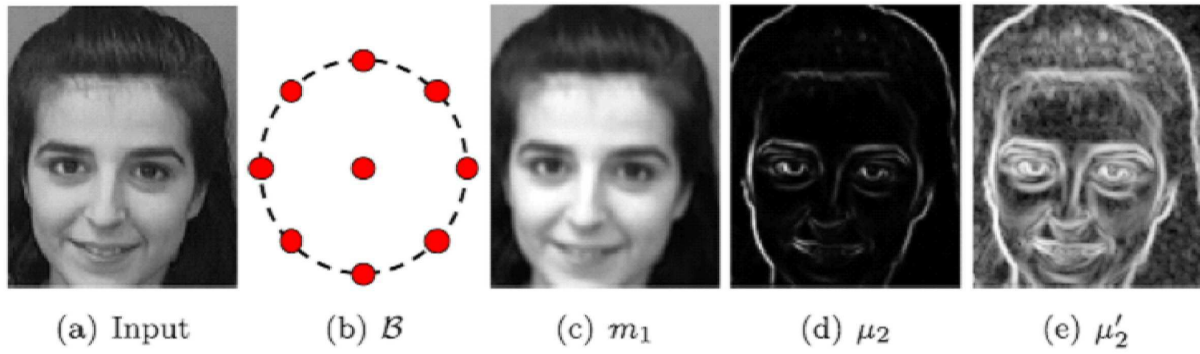
도면1



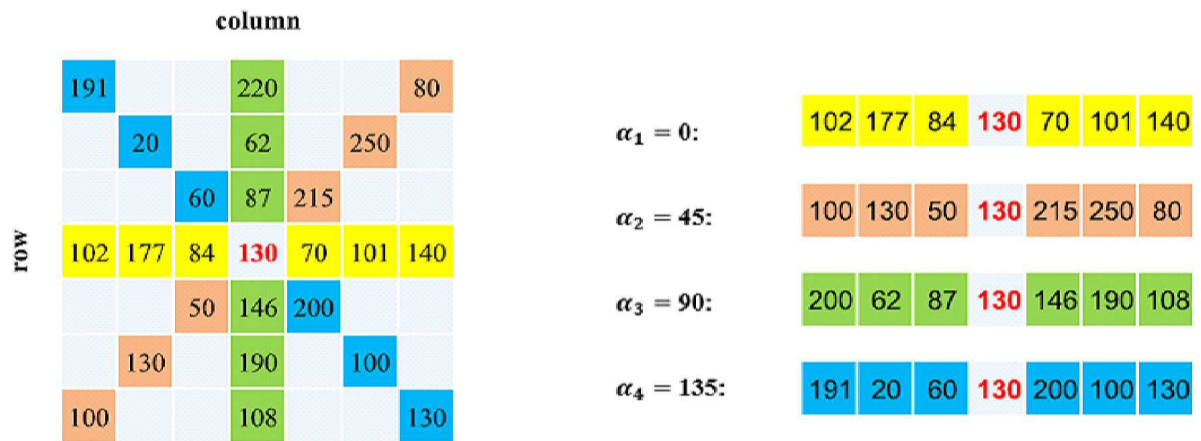
도면2



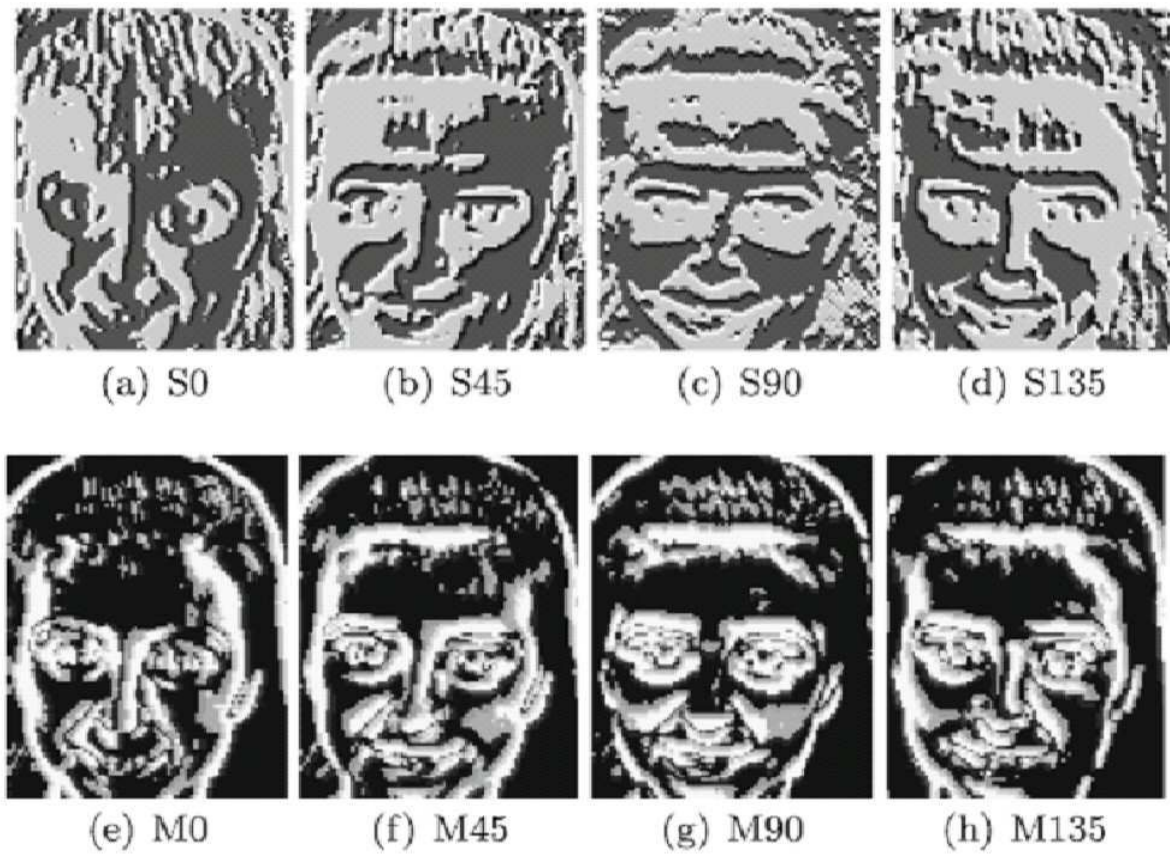
도면3



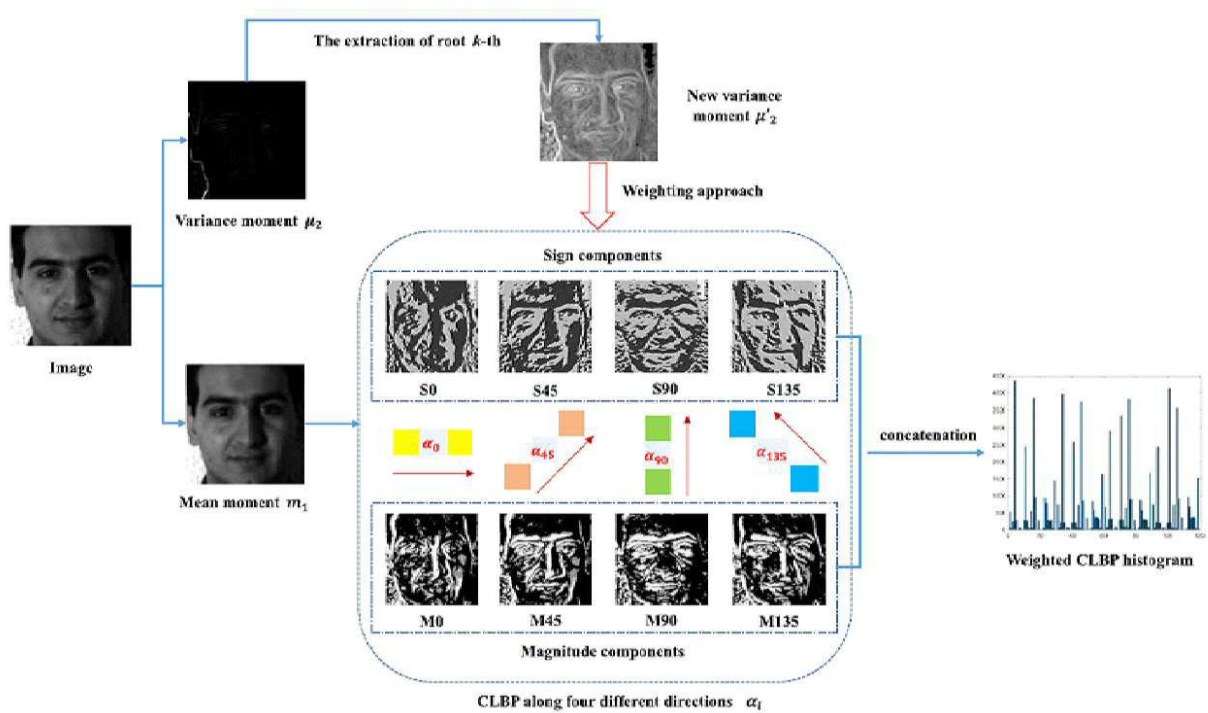
도면4



도면5



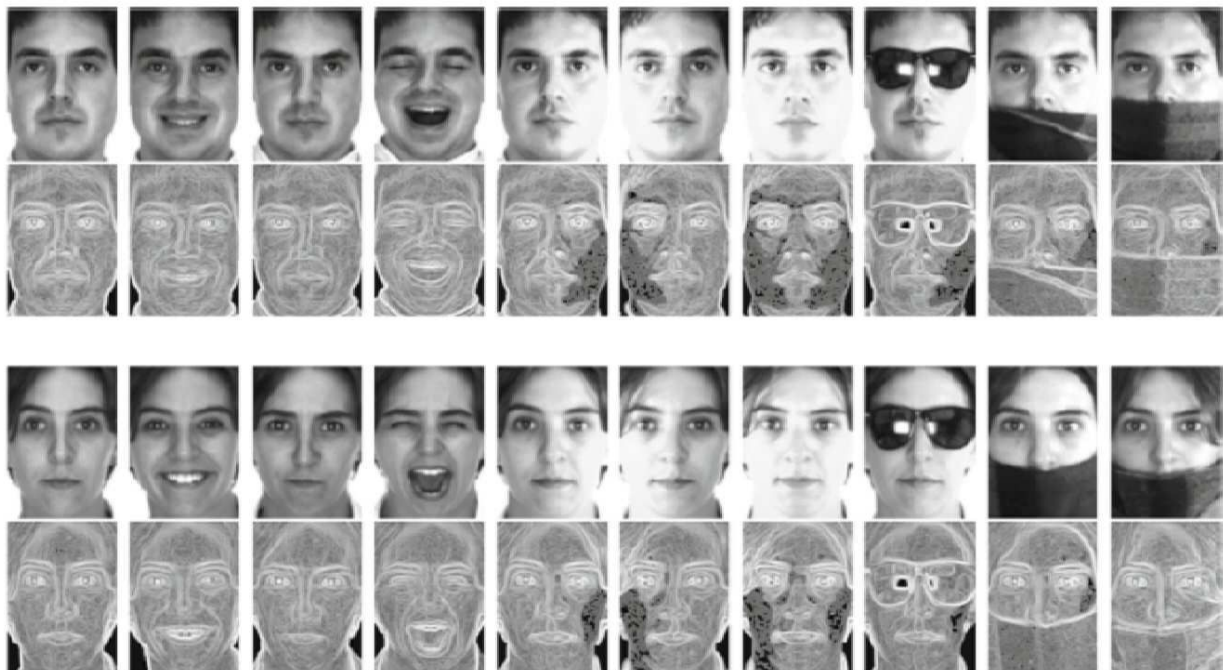
도면6



도면7

Method	Techniques	ORL	YALE
Ours	WSBP	98.51	98.72
Truong et al. [44]	EL-LBP	97.12	95.27
Liang et al. [25]	Wavelet + PC	–	98.60
Karczmarek et al. [20]	CCBLBP(7px,3×3,400)	98.45	–
Kas et al. [22]	AECLBP-S (B16)	97.02	84.00
Moussa et al. [34]	DCT + PCA + GA	92.62	95.50
Kas et al. [21]	LQPAT	97.8	90.8
Luo X. et al. [30]	Multi-resolution dictionary	92.15	–
Khanbebin et al. [35]	DR-LBP + LDA	95.95	94.09
Pillai A. et al. [42]	LDENP + Chi-square distance	94.60	–
Biswas et al. [2]	Compressive Sensing (CS)	91.50	–
Chen et al. [8]	Gabor + DBN (GDBN)	94.98	98
Görgel et al. [13]	Deep Autoencoders (DSDSA)	97.50	98.16

도면8



도면9

N_{train}	(P, R) = (4, 2)				(P, R) = (6, 2)				(P, R) = (6, 3)			
	10	13	15	20	10	13	15	20	10	13	15	20
CLBP_S(m_1)	83.06	89.20	91.05	96.1	82.87	88.83	90.79	95.9	84.33	89.92	91.77	96.58
CLBP_S(m_1, μ'_2)	98.20	98.25	98.52	99.92	98.16	98.21	98.5	99.92	98.27	98.31	98.55	99.93
WSBP_S	81.87	87.81	89.63	95.48	81.64	87.65	89.41	95.20	83.39	88.62	90.64	96.03
CLBP_M(m_1)	81.49	87.35	90.56	95.88	80.09	86.22	89.83	95.67	80.99	87.41	90.80	96.43
CLBP_M(m_1, μ'_2)	94.67	96.78	97.83	99.77	94.49	96.65	97.63	99.75	94.71	96.66	97.75	99.75
WSBP_M	83.24	89.48	92.08	97.27	82.13	88.33	91.51	96.88	82.79	88.93	91.85	97.62
CLBP_S.M(m_1)	98.57	98.70	99.09	99.93	98.46	98.68	99.04	99.93	98.49	98.64	99.01	99.93
CLBP_S.M(m_1, μ'_2)	98.47	98.81	99.19	99.93	98.39	98.79	99.16	99.93	98.41	98.7	99.15	99.93
WSBP	98.71	99.42	99.55	99.89	98.62	99.37	99.53	99.86	98.92	99.52	99.66	99.89

도면10

Method	Techniques	Result
Ours	WSBP	99.52
Truong et al. [44]	EL-LBP	98.27
Kas M. et al. [21]	MNTCDP	96.18
Luo X. et al. [30]	Multi-resolution dictionary	82.19
Yang W. et al. [49]	Local Multiple Patterns	98.00
Ouanan et al. [39]	FDDL + CNN	98.00
Biswas et al. [2]	Compressive Sensing (CS)	93.99

도면11

