



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2017년08월29일
(11) 등록번호 10-1772818
(24) 등록일자 2017년08월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06K 9/00 (2006.01) G06K 9/46 (2006.01)
G06K 9/66 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06K 9/00275 (2013.01)
G06K 9/00288 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2016-0078722
(22) 출원일자 2016년06월23일
심사청구일자 2016년06월23일
(56) 선행기술조사문헌
KR101178333 B1*
KR101506812 B1
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
이화여자대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)
(72) 발명자
강제원
서울특별시 마포구 독막로 145, 110동 502호(창전동, 서강쌍용에가아파트)
강민주
서울특별시 서대문구 이화여대2다길 15, 봉하숙지하2호 (대현동)
이하연
경기도 과천시 별양로 85, 402동 603호(별양동, 주공아파트)
(74) 대리인
특허법인(유한)아이시스

전체 청구항 수 : 총 7 항

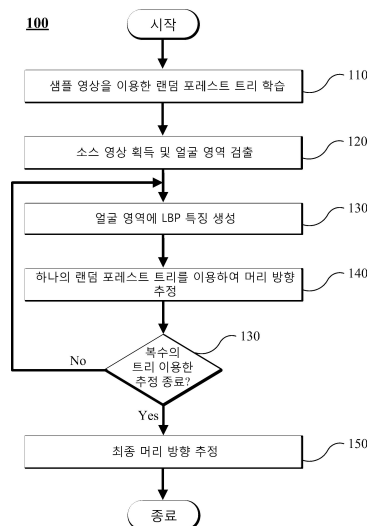
심사관 : 강현일

(54) 발명의 명칭 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법

(57) 요약

MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법은 컴퓨터 장치가 소스 영상에서 얼굴 영역을 검출하는 단계, 상기 컴퓨터 장치가 상기 얼굴 영역에서 각각 서로 다른 크기를 갖는 블록을 기준으로 LBP(Local Block Pattern) 특징을 생성하는 단계 및 상기 컴퓨터 장치가 상기 LBP 특징 각각에 사전에 학습된 랜덤 포레스트 트리를 이용하여 머리 방향을 추정하는 단계를 포함한다. 상기 컴퓨터 장치는 상기 랜덤 포레스트 트리에서 노드가 파라미터로 갖는 블록의 크기에 대응되는 LBP를 기준으로 상기 트리에서 분기를 수행하여 상기 머리 방향을 추정한다.

대표도 - 도4



(52) CPC특허분류

G06K 9/00973 (2013.01)

G06K 9/4609 (2013.01)

G06K 9/66 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2014R1A1A2056587

부처명 미래창조과학부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 기초연구사업(학술진흥)-일반연구자지원사업-기본연구

연구과제명 미래 스마트 미디어 이미지/비디오 서비스를 위한 정보 부호화 기술

기 여 율 1/1

주관기관 이화여자대학교 산학협력단

연구기간 2014.11.01 ~ 2017.04.30

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터 장치가 소스 영상에서 얼굴 영역을 검출하는 단계;

상기 컴퓨터 장치가 상기 얼굴 영역에서 서로 다른 크기를 갖는 복수의 블록을 기준으로 각각 LBP(Local Block Pattern) 특징을 생성하는 단계; 및

상기 컴퓨터 장치가 상기 LBP 특징을 사전에 학습된 랜덤 포레스트 트리에 입력하여 머리 방향을 추정하는 단계를 포함하되,

상기 LBP는 블록에 포함된 픽셀의 평균값을 사용하고, 상기 랜덤 포레스트 트리는 각 노드가 블록의 크기 및 블록의 위치를 파라미터로 갖고,

상기 컴퓨터 장치는 LBP 특징, LBP 특징에 대한 블록의 크기 및 LBP 특징에 대한 블록의 위치를 기준으로 상기 트리를 분기하여 상기 머리 방향을 추정하는 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 컴퓨터 장치는 복수의 머리 방향을 갖는 샘플 영상을 이용하여 상기 랜덤 포레스트 트리를 사전에 학습하는 단계를 더 포함하는 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 랜덤 포레스트 트리에서 내부 노드는 상기 블록의 크기, 상기 블록의 위치, 분할 함수에 대한 하한 임계값 및 상기 분할 함수에 대한 상한 임계값을 포함하는 파라미터를 저장하는 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 랜덤 포레스트 트리에서 내부 노드는 분할 함수에 사용되며 학습에 의해 결정된 하한 임계값 및 상한 임계값을 저장하는 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 분할 함수는 아래의 수식으로 표현되는 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법.

$$h_{\phi}(L_{\phi}) := \begin{cases} 1, & \tau_l < L_{\phi} < \tau_u \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

(여기서 $h_{\phi}(L_{\phi})$ 는 분할 함수, L 은 노드에 입력되는 LBP 특징값, Φ 는 분할 파라미터로 결정되는 공간, τ_l 은 상기 하한 임계값, τ_u 는 상기 상한 임계값임)

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 LBP는 복수의 크기를 갖는 블록으로 스케일링되는 MB(Multi-scale Block)-LBP인 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 LBP는 균일 LBP(uniform LBP)인 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하 설명하는 기술은 영상에 포함된 얼굴의 방향을 추정하는 기법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 머리 방향(head pose)을 추정하는 기술은 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 주제 중 하나이다. 머리 방향 추정 알고리즘은 다양한 분야에서 응용이 되고 있다. 예를 들면 인간-컴퓨터 인터페이스(HCI), 운전자 감시 시스템, 엔터테인먼트 시스템 등이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0003] (특허문헌 0001) 한국공개특허 10-2015-0109987호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 이하 설명하는 기술은 MB-LBP를 특징값으로 사용하는 머리 방향 추정 기법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0005] MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법은 컴퓨터 장치가 소스 영상에서 얼굴 영역을 검출하는 단계, 상기 컴퓨터 장치가 상기 얼굴 영역에서 각각 서로 다른 크기를 갖는 블록을 기준으로 LBP(Local Block Pattern) 특징을 생성하는 단계 및 상기 컴퓨터 장치가 상기 LBP 특징 각각에 사전에 학습된 랜덤 포레스트 트리를 이용하여 머리 방향을 추정하는 단계를 포함한다.

[0006] 상기 랜덤 포레스트 트리에서 각 노드는 파라미터로 갖는 블록의 크기 및 블록의 위치에 대응되는 LBP를 기준으로 상기 트리에서 분기를 수행하여 상기 머리 방향을 추정한다.

발명의 효과

[0007] 이하 설명하는 기술은 MB-LBP를 기준으로 보다 정확한 머리 방향 분류를 수행한다.

도면의 간단한 설명

[0008] 도 1은 LBP 및 MB-LBP에 대한 예이다.

도 2는 랜덤 포레스트 트리를 학습하는 과정에 사용되는 파라미터에 대한 예이다.

도 3은 랜덤 포레스트 트리에 대한 예이다.

도 4는 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법에 대한 순서도의 예이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0009] 이하 설명하는 기술은 다양한 변형을 가할 수 있고 여러 가지 실시례를 가질 수 있는 바, 특정 실시례들을 도면

에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 이하 설명하는 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 이하 설명하는 기술의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

- [0010] 제1, 제2, A, B 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 해당 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않으며, 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 이하 설명하는 기술의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.
- [0011] 본 명세서에서 사용되는 용어에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 해석되지 않는 한 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 하고, "포함한다" 등의 용어는 실시된 특징, 개수, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 의미하는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 개수, 단계 동작 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0012] 도면에 대한 상세한 설명을 하기에 앞서, 본 명세서에서의 구성부들에 대한 구분은 각 구성부가 담당하는 주기능 별로 구분한 것에 불과함을 명확히 하고자 한다. 즉, 이하에서 설명할 2개 이상의 구성부가 하나의 구성부로 합쳐지거나 또는 하나의 구성부가 보다 세분화된 기능별로 2개 이상으로 분화되어 구비될 수도 있다. 그리고 이하에서 설명할 구성부 각각은 자신이 담당하는 주기능 이외에도 다른 구성부가 담당하는 기능 중 일부 또는 전부의 기능을 추가적으로 수행할 수도 있으며, 구성부 각각이 담당하는 주기능 중 일부 기능이 다른 구성부에 의해 전담되어 수행될 수도 있음은 물론이다.
- [0013] 또, 방법 또는 동작 방법을 수행함에 있어서, 상기 방법을 이루는 각 과정들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않은 이상 명기된 순서와 다르게 일어날 수 있다. 즉, 각 과정들은 명기된 순서와 동일하게 일어날 수도 있고 실질적으로 동시에 수행될 수도 있으며 반대의 순서대로 수행될 수도 있다.
- [0015] 이하 설명하는 기술은 영상에서 머리 방향(head pose)을 추정하는 기법에 관한 것이다. 이하 설명하는 기술은 영상 처리 기법으로 일정한 컴퓨터 장치가 머리 방향을 추정한다. 여기서 컴퓨터 장치는 입력된 영상을 분석할 수 있는 연산 장치라는 의미이다. 컴퓨터 장치는 PC, 스마트 기기, 웨어러블 기기, 웹 서버 등과 같은 장치를 포함하는 의미이다.
- [0016] 컴퓨터 장치는 영상에서 얼굴 영역을 검출하고, 검출한 얼굴 영역을 기준으로 머리 방향을 추정한다. 이하 설명은 얼굴 영역을 검출했다고 전제하고, 머리 방향을 추정하는 기법을 중심으로 기술한다. 영상에서 얼굴 영역을 검출하는 기법은 다양한 기법이 이용될 수 있다.
- [0018] 종래 LBP는 예컨대 3×3 크기의 블록을 이진 비트열로 부호화한 것이다. 종래 LBP는 중심 블록의 중심 픽셀과 주변 픽셀의 중심 픽셀을 비교하여 주변픽셀의 크기가 중심 픽셀보다 크면 '1'을 부여하고, 주변 픽셀의 크기가 중심 픽셀보다 작으면 '0'을 부여하여 8비트의 이진 비트열을 생성한다.
- [0019] 도 1은 LBP에 대한 예이다. 도 1(a)는 일반 LBP에 대한 예이다. LBP는 중심 픽셀의 픽셀값을 기준으로 이진 비트열을 생성한다. 예컨대, LBP는 도 1(a)에 도시한 바와 같이 LBP = 11100000으로 나타낼 수 있다.
- [0020] 이하 설명하는 기술은 머리 방향 추정을 위해 특징값으로 MB-LBP(Multi-scale Block Local Binary Pattern)를 사용한다. MB-LBP는 하나의 픽셀을 기준으로 LBP를 생성하지 않고, 일정한 크기의 블록을 기준으로 LBP를 생성하는 것이다. 이를 위해 MB-LBP에서는 하나의 블록에 포함된 픽셀의 평균값을 사용한다. 특히 MB-LBP는 영상에 대한 그레이 스케일(gray scaling) 후 하나의 블록에 대한 그레이 값의 평균값을 사용하여 LBP를 생성할 수 있다.
- [0021] 도 1(b)는 MB-LBP에 대한 예이다. 도 1(a)와 도 1(b)는 각 픽셀의 픽셀값이 동일하다고 가정한다. 다만 MB-LBP는 블록의 평균값을 사용하기 때문에 LBP와는 다른 값이 생성될 수 있다.
- [0022] 균일 LBP(uniform LBP)는 최대 2번의 비트 단위의 변화(0→1 또는 1→0)가 발생하는 이진 패턴을 말한다. (1) 균일 LBP는 공간적으로 작은 구조에 대한 템플릿처럼 행동한다. 예를 들면 밝은 부분은 0의 값을 갖고, 경계나 코너는 1~7의 값을 갖고, 평평한 영역은 8의 값을 갖는 템플릿과 같다. (2) 균일 LBP는 다수의 텍스처(texture)에서 나타난다. 따라서 균일 LBP를 사용하면 일반적인 전체 LBP를 사용하는 것보다 특징 차원을 줄일 수 있다. (3) 균일 LBP는 회전에 강인하기 때문에(값의 회전 이동에 따른 변화가 없음) 유사한 균일 LBP는 상한 임계값(upper bound)와 하한 임계값(lower bound)의 2개의 파라미터로 표현될 수 있다. 도 1(c)는 균일 LBP가 가

질 수 있는 LBP 세트를 도시한다. 이하 설명하는 기술은 균일 LBP를 사용하여 머리 방향을 분류한다.

[0024] 이하 설명하는 기술은 랜덤 포레스트(random forest) 기법을 사용하여 분류기를 구성한다. 랜덤 포레스트는 앙상블(Ensemble) 학습 기법을 사용하는 모델이다. 앙상블 학습은 주어진 데이터로부터 여러 개의 모델을 학습한 다음, 예측 시 여러 모델의 예측 결과들을 종합해 사용하여 정확도를 높이는 기법을 말한다.

[0025] 먼저 머리 방향 분류(추정)를 위한 랜덤 포레스트를 구성하는 과정을 설명한다. 사전 학습을 위한 영상은 얼굴 영역이 검출된 것으로 영상의 중심에 얼굴 영역이 위치한다고 가정한다. 학습할 얼굴 영상은 이미 정의된 머리 방향 각도(예컨대, -90, -75, 0, ..., 75 등)가 라벨링되어 있다고 가정한다. 머리 방향은 3차원에서 특정 평면이나 특정 축을 기준으로 설정될 수 있다. 컴퓨터 장치가 랜덤 포레스트 트리를 학습하는 과정을 수행한다.

[0027] 랜덤 포레스트 트리에서 각 노드는 최적화된 분할 함수(split function)로 정보 이득을 최대화하도록 학습한다. 컴퓨터 장치는 전체 샘플 중 임의로 샘플들을 선택한다. 컴퓨터 장치는 선택한 이미지에서 서로 겹치지 않는 블록들에 대한 LBP 특징의 집합을 이용하여 학습한다.

[0028] i 번째 MB-LBP 특징을 $\{L_{s,k}(i)\}$ 라고 정의할 수 있다. 여기서 s 는 블록의 크기이고, k 는 블록에 대한 인덱스이다. s 는 블록의 크기를 다르게 설정하는 스케일링 파라미터에 해당한다. 예컨대, s 가 4, 12 및 36과 같은 값을 가진다면 3개의 MB-LBP 특징 공간이 사용될 수 있다. MB-LBP 특징 공간에서 블록의 인덱스는 $k \in \{1, \dots, W \times H / s^2\}$ 에 해당한다. W 는 영상의 너비(픽셀)이고, H 는 영상의 높이이다.

[0029] 분할 함수는 각 노드에서 현재의 임의의 MB-LBP 특징을 기준으로 왼쪽 자식 노드 또는 오른쪽 자식 노드로 분기하는데 사용된다. 분할 함수 $h_\phi(L_\phi)$ 는 아래의 수학적 식 1과 같이 정의할 수 있다. L 은 노드에 입력되는 입력값(특징값)을 의미한다. $\phi_j \in \Phi$ 는 j 번째 노드에 대한 분할 파라미터의 집합을 의미한다. Φ 는 (s, k, τ_u, τ_l) 로 정의되는 모든 분할 파라미터의 공간을 의미한다. τ_u 와 τ_l 은 2개의 제약 문턱값이다. τ_u 가 상한 임계값이고, τ_l 가 하한 임계값이다.

수학적 식 1

$$h_\phi(L_\phi) := \begin{cases} 1, & \tau_l < L_\phi < \tau_u \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0031]

[0032] 노드는 입력 L 을 분할 함수에 적용하여 1 또는 0의 값을 결정한다. 1 또는 0의 값은 트리에서 어떤 노드로 분기할지를 결정하는 값에 해당한다. 1(true)는 왼쪽 자식 노드로의 분기를 의미하고, 0(false)는 오른쪽 자식 노드로의 분기를 의미한다. 두 개의 문턱값인 τ_u 와 τ_l 은 MB-LBP에 대한 10진수 표현될 수 있다. MB-LBP가 최대 2번의 비트 변환(bit transition)이 있을 수 있기 때문에 상한 임계값과 하한 임계값은 유사한 균일 LBP를 압축적으로 근접할 수 있다. 한편 랜덤 포레스트 트리를 최적화하는 기법은 종래 공개된 다양한 기법을 사용할 수 있다.

[0033] 도 2는 랜덤 포레스트 트리를 학습하는 과정에 사용되는 파라미터에 대한 예이다. 도 2를 살펴보면 학습 과정에서 블록의 크기 s , 블록의 위치 k 및 두 개의 임계값(τ_u 및 τ_l)이 사용되는 것을 알 수 있다. 도 2에서는 다양한 크기의 블록(s_1 , s_2 및 s_3) 중 중간에 위치한 s_2 크기의 블록이 사용되고, 해당 블록 중 9번 블록이 사용된 예를 도시한다. 각 노드에서 분할 파라미터는 서로 다른 값이 사용될 수 있다. 최종적으로 완성된 트리에서 각 노드가 사용하는 분할 파라미터는 학습에 의해 최적화된 값이 된다.

[0034] 각 내부 노드가 사전에 정의된 객체 함수(object function)를 최대화하기 위한 학습과정을 거치면서 트리는 최적화된다. 각 노드는 정보 이득이 최대화되도록 분할 함수 파라미터를 결정한다. 각 노드는 해당 파라미터를 저장한다. 정보 이득(information gain) I 은 아래의 수학적 식 2와 같이 정의할 수 있다.

수학식 2

$$I(\phi) = H(L_\phi) - \sum_{i \in L, R} \frac{|L_\phi^i|}{|L_\phi|} H(L_\phi^i)$$

[0036]

I는 부노드(parent node) L의 차등 엔트로피(differential entropy)로부터 왼쪽 자식 노드 L^l 과 오른쪽 자식 노드 L^r 의 차등 엔트로피를 합한 값을 감산한 것으로 정의할 수 있다. H(L)은 엔트로피를 의미한다.

[0037]

최적의 분할 파라미터 집합 ϕ^* 는 아래의 수학식 3을 통해 결정될 수 있다.

[0039]

수학식 3

$$\phi^* = \arg \max_{\phi \in \Phi} I(\phi)$$

[0041]

분할 함수의 파라미터는 대응하는 내부 노드에 저장고, 약한 분류기(weak classifier)에 사용된다. 트리는 말단 노드(leaf node)가 사전에 결정한 깊이에 이르거나, 각 노드가 일정한 개수의 샘플을 보유한 경우 더 이상 성장하지 않는다. 최종적으로 각 말단 노드는 각도가 라벨링된 훈련 샘플의 서브 집합을 보유하게 된다. 노드에 대한 예측 모델을 생성하기 위해 말단 노드에서 라벨에 대한 통계값을 수집할 수 있다. 예컨대, 예측 모델로 아래의 수학식 4와 같이 정의되는 MAP(Maximum-A-Posteriori)을 사용할 수 있다.

[0043]

수학식 4

$$c^* = \arg \max_{c \in C} p(c|l)$$

[0045]

여기서 c는 모든 가능한 방향에 대한 집합 C에서 머리 방향을 분류한 라벨이다. l 은 MB-LBP 샘플이다. $p(c|l)$ 은 l 이 c 값일 조건 확률을 의미한다.

[0046]

도 3은 랜덤 포레스트 트리에 대한 예이다. 도 3에서 각 노드는 전술한 수학식 3으로 결정되는 분할 함수의 파라미터를 보유한다. 도 3과 같이 트리는 샘플 영상을 이용하여 훈련하고, 말단 노드는 특정한 샘플을 보유하게 된다. 최종적으로 완성된 트리에서 각 말단 노드에 가장 많이 존재하는 방향이 해당 노드에 대한 머리 방향이 된다.

[0048]

도 4는 MB-LBP에 기반한 머리 방향 추정 방법(100)에 대한 순서도의 예이다. 먼저 컴퓨터 장치는 샘플 영상을 이용하여 전술한 랜덤 포레스트 트리를 생성한다(110). 이때 컴퓨터 장치는 하나의 랜덤 포레스트 트리를 생성하여 이후 머리 방향을 추정할 수도 있고, 경우에 따라서는 복수의 랜덤 포레스트 트리를 생성하여 머리 방향을 추정할 수도 있다. 복수의 랜덤 포레스트 트리를 생성하는 경우 각 트리마다 특정 분할 파라미터를 서로 다르게 사용할 수도 있을 것이다.

[0050]

컴퓨터 장치는 소스 영상을 획득하고, 소스 영상에서 얼굴 영역을 검출한다(120). 전술한 바와 같이 얼굴 영역 검출은 다양한 알고리즘 중 하나를 사용할 수 있다.

[0051]

한편 컴퓨터 장치는 소스 영상을 서로 다른 해상도를 갖는 가우시안 피라미드 영상으로 전처리할 수도 있다. 이 경우 컴퓨터 장치는 각 노드에서 임의의 피라미드 영상 중 하나를 선택하여 머리 방향을 추정할 수도 있다. 나

[0052]

아가 랜덤 포레스트 트리 학습 과정에서도 동일 영상에 대해 해상도가 서로 다른 가우시안 피라미드 영상을 이용할 수도 있을 것이다. 이 경우 해상도가 분할 함수에 대한 파라미터가 될 수도 있다.

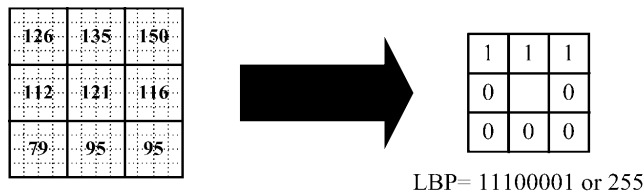
[0053] 컴퓨터 장치는 소스 영상의 얼굴 영역에 대한 MB-LBP 특징을 생성한다(130). 즉 서로 다른 크기를 갖는 블록을 기준으로 LBP를 생성한다. 컴퓨터 장치는 트리의 내부 노드에 저장된 블록의 크기에 대응하는 블록의 크기로 LBP를 생성하고, 해당 LBP를 기준으로 해당 내부 노드에서 분기를 수행한다. 컴퓨터 장치는 생성한 MB-LBP 특징을 기준으로 사전에 학습한 분류기를 이용하여 머리 방향을 추정한다(140). 하나의 랜덤 포레스트 트리를 이용하는 경우 140에서 머리 방향 추정이 종료된다.

[0054] 만약 컴퓨터 장치가 사전에 학습한 복수의 랜덤 포레스트 트리를 이용하는 경우 복수의 트리 각각에 대해 생성한 MB-LBP를 적용하여 머리 방향을 추정할 수 있다. 최종적으로 컴퓨터 장치가 사전에 이용하기로 한 개수의 랜덤 포레스트 트리를 모두 이용한 경우(130의 Yes), 가장 많이 추정된 머리 방향이 최종적인 머리 방향이 된다(150).

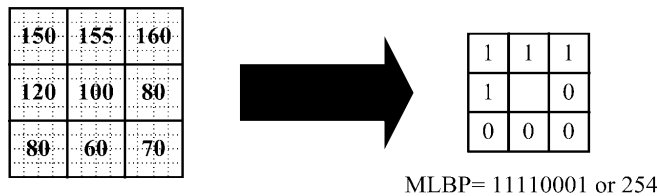
[0056] 본 실시례 및 본 명세서에 첨부된 도면은 전술한 기술에 포함되는 기술적 사상의 일부를 명확하게 나타내고 있는 것에 불과하며, 전술한 기술의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형 예와 구체적인 실시례는 모두 전술한 기술의 권리범위에 포함되는 것이 자명하다고 할 것이다.

도면

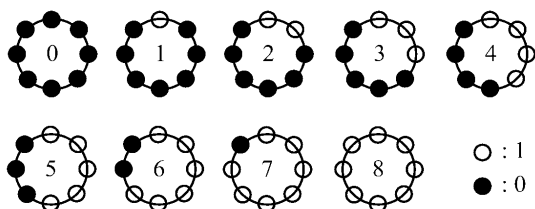
도면1



(a)

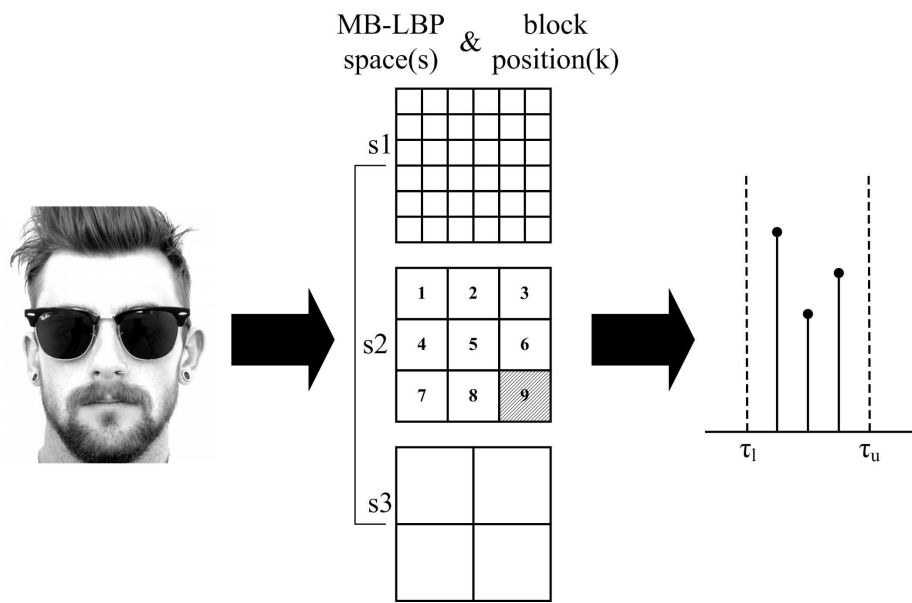


(b)

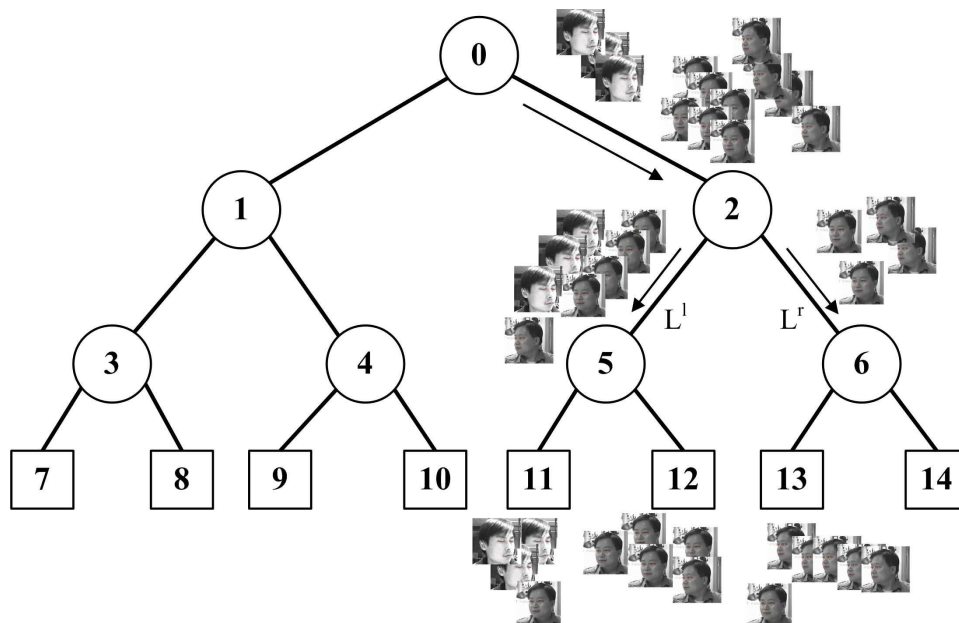


(c)

도면2



도면3



도면4

