(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0040722
(43) 공개일자 2022년03월31일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G06T 7/11* (2017.01) *G06N 3/08* (2006.01)
*G06T 3/40* (2006.01) *H04N 7/18* (2006.01)
(52) CPC특허분류
*G06T 7/11* (2017.01)
*G06N 3/08* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0123761
(22) 출원일자 2020년09월24일
심사청구일자 2020년09월24일

(71) 출원인
**세종대학교산학협력단**
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
**백성욱**
서울특별시 광진구 아차산로 262, B-1304 (자양동, 더샵스타시티)
**노승민**
서울특별시 은평구 진관2로 117, 214동 805호 (진관동)
*(뒷면에 계속)*
(74) 대리인
**특허법인위더피플**

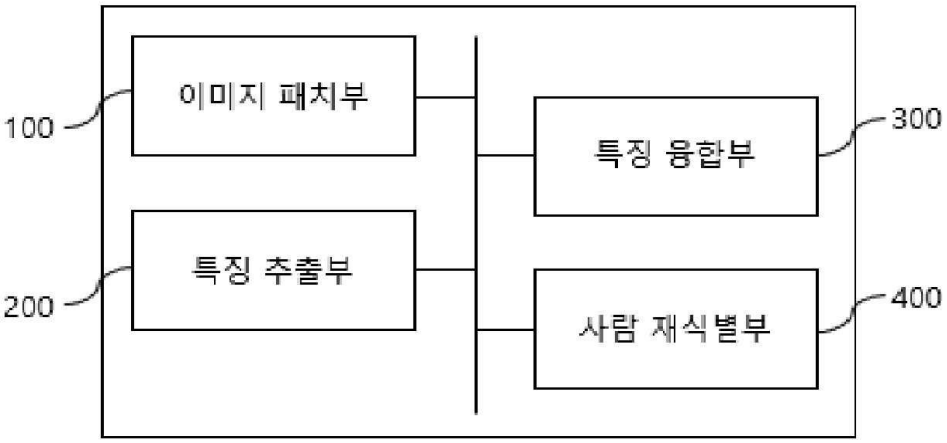
전체 청구항 수 : 총 9 항

(54) 발명의 명칭 **스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템 및 방법**

## (57) 요 약

본 발명은 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템 및 방법을 개시한다. 본 발명의 일 측면에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템은, 사람 이미지를 수집하고, 수집된 이미지를 전처리하여 이미지를 패치하는 이미지 패치부; 상기 패치된 이미지에 사전 훈련된 CNN 모델을 적용하여 특징을 추출하는 특징 추출부; 상기 추출된 특징에 심층 오토 인코더(DAE)를 적용하여 고차원 특징을 저차원 특징으로 획득하는 특징 융합부; 및 상기 획득된 저차원 대표 특징에 코사인 유사도 측정 기술을 적용하여 사람을 재식별하는 사람 재식별부;를 포함한다.

*대 표 도* - 도1



(52) CPC특허분류
***G06T 3/40*** (2013.01)
***G06V 10/40*** (2022.01)
***H04N 7/18*** (2013.01)
*G06T 2207/20076* (2013.01)
*G06T 2207/20081* (2013.01)
*G06T 2207/30196* (2013.01)

(72) 발명자
**이미영**
서울특별시 강남구 도산대로101길 34 (청담동, 구산아파트)
**사미 울라 칸**
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양AI센터 411호 (군자동)
**탄비어 후세인**
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양AI센터 411호 (군자동)
**아민 울라**
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양AI센터 411호 (군자동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

| | |
|---|---|
| 과제고유번호 | 1711103369 |
| 과제번호 | 2019-0-00136-002 |
| 부처명 | 과학기술정보통신부 |
| 과제관리(전문)기관명 | 정보통신기획평가원 |
| 연구사업명 | 인공지능융합선도프로젝트(R&D) |
| 연구과제명 | 스마트시티 산업 생산성 혁신을 위한 AI융합 기술 개발 |
| 기 여 율 | 1/1 |
| 과제수행기관명 | 세종대학교 산학협력단 |
| 연구기간 | 2020.01.01 ~ 2021.12.31 |

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

사람 이미지를 수집하고, 수집된 이미지를 전처리하여 이미지를 패치하는 이미지 패치부;

상기 패치된 이미지에 사전 훈련된 CNN 모델을 적용하여 특징을 추출하는 특징 추출부;

상기 추출된 특징에 심층 오토 인코더(DAE)를 적용하여 고차원 특징을 저차원 특징으로 획득하는 특징 융합부; 및

상기 획득된 저차원 대표 특징에 코사인 유사도 측정 기술을 적용하여 사람을 재식별하는 사람 재식별부;를 포함하는 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템.

### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 수집된 이미지는,

상체 이미지와 하체 이미지의 두 부분으로 분할하고, 분할된 이미지를 비슷한 크기로 크기를 조정하여 이미지 패치 전략을 적용할 수 있도록 전처리하는 것을 특징으로 하는 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템.

### 청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 사전 훈련된 CNN 모델은 Squeeze-Net 모델이고,

상기 특징 융합부는,

상기 Squeeze-Net 모델에 의해 추출된 특징을 1차원 벡터로 융합하되, 심층 오토 인코더를 이용하여 저차원 벡터로 추출된 특징을 융합함으로써 처리 속도를 향상시키는 것을 특징으로 하는 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템.

### 청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 코사인 유사도 측정 기술은,

심층 메트릭 학습 기술인 것을 특징으로 하는 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템.

### 청구항 5

스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템에서의 사람을 재식별하기 위한 방법에 있어서,

사람 이미지를 수집하고, 수집된 이미지를 전처리하여 이미지를 패치하는 이미지 패치 단계;

상기 패치된 이미지에 사전 훈련된 CNN 모델을 적용하여 특징을 추출하는 특징 추출 단계;

상기 추출된 특징에 심층 오토 인코더(DAE)를 적용하여 고차원 특징을 저차원 특징으로 획득하는 특징 융합 단계; 및

상기 획득된 저차원 대표 특징에 코사인 유사도 측정 기술을 적용하여 사람을 재식별하는 사람 재식별 단계;를 포함하는 사람을 재식별하기 위한 방법.

### 청구항 6

제 5 항에 있어서,

상기 이미지 패치 단계는,

상기 수집된 이미지를 상체 이미지와 하체 이미지의 두 부분으로 분할하고, 분할된 이미지를 비슷한 크기로 크기를 조정하여 이미지 패치 전략을 적용할 수 있도록 전처리하는 것을 특징으로 하는 사람을 재식별하기 위한 방법.

**청구항 7**

제 5 항에 있어서,

상기 사전 훈련된 CNN 모델은 Squeeze-Net 모델이고,

상기 특징 융합 단계는,

상기 Squeeze-Net 모델에 의해 추출된 특징을 1차원 벡터로 융합하되, 심층 오토 인코더를 이용하여 저차원 벡터로 추출된 특징을 융합함으로써 처리 속도를 향상시키는 것을 특징으로 하는 사람을 재식별하기 위한 방법.

**청구항 8**

제 5 항에 있어서,

상기 코사인 유사도 측정 기술은,

심층 메트릭 학습 기술인 것을 특징으로 하는 사람을 재식별하기 위한 방법.

**청구항 9**

제 5 항 내지 제 8 항 중 어느 한 항에 따른 사람을 재식별하기 위한 방법을 수행하기 위한, 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체.

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 발명은 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템 및 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 스마트 시티 감시 환경에서 사람 재식별 성능을 향상시킬 수 있는 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템 및 방법에 관한 것이다.

### *배 경 기 술*

[0003] 스마트 시티 감시 환경에서 사람 재식별(P-ReID)은 사람의 외모, 조명 영향 및 관점의 차이로 인해 어려운 작업이다.

[0004] 사람 재식별을 위한 기존의 접근 방식은 지도 학습 전략을 구현하여 대규모 리포지토리에서 철저한 수동 주석을 요구하며, 이는 사람의 개입으로 인해 오류가 발생한다. 또한, 채택된 방법은 고차원 맵을 사용하여 사람을 식별하는데, 이는 스토리지 리소스 및 계산 복잡성 측면에서 현실적인 접근 방식이 아니다.

[0005] 종래 기술에 따르면, 사람 재식별에서 주된 초점은 개인의 모습이다. 즉, 사람 재식별은 옷, 신발, 가방 등과 같은 외모 특징을 기반으로 이루어진다. 하지만, 이러한 접근은 사람의 시각적 외모 변화에 영향을 많이 받으므로 인식률이 저하된다는 단점이 존재한다.

[0006] 따라서, 사람을 재식별함에 있어서 계산의 복잡성을 감소시키고, 계산 과정에서 발생하는 리소스를 감소시킬 수 있는 기술에 대한 연구가 필요한 실정이다.

### *선행기술문헌*

### 특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제2019-0119864호(2019.10.23 공개)

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위해 제안된 것으로서, 복잡한 스마트 시티 감시 환경에서 이미지 패치 기반으로 사람을 재식별 함으로써, 사람 재식별을 수행하는데 필요한 계산의 복잡성을 감소시켜 사람 재식별의 성능을 향상시킬 수 있는 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0010] 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있으며, 본 발명의 일 실시예에 의해 보다 분명하게 알게 될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허청구범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

### 과제의 해결 수단

[0012] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 측면에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템은, 사람 이미지를 수집하고, 수집된 이미지를 전처리하여 이미지를 패치하는 이미지 패치부; 상기 패치된 이미지에 사전 훈련된 CNN 모델을 적용하여 특징을 추출하는 특징 추출부; 상기 추출된 특징에 심층 오토 인코더(DAE)를 적용하여 고차원 특징을 저차원 특징으로 획득하는 특징 융합부; 및 상기 획득된 저차원 대표 특징에 코사인 유사도 측정 기술을 적용하여 사람을 재식별하는 사람 재식별부;를 포함한다.

[0013] 상기 수집된 이미지는, 상체 이미지와 하체 이미지의 두 부분으로 분할하고, 분할된 이미지를 비슷한 크기로 크기를 조정하여 이미지 패치 전략을 적용할 수 있도록 전처리하는 것을 특징으로 한다.

[0014] 상기 사전 훈련된 CNN 모델은 Squeeze-Net 모델이고, 상기 특징 융합부는, 상기 Squeeze-Net 모델에 의해 추출된 특징을 1차원 벡터로 융합하되, 심층 오토 인코더를 이용하여 저차원 벡터로 추출된 특징을 융합함으로써 처리 속도를 향상시키는 것을 특징으로 한다.

[0015] 상기 코사인 유사도 측정 기술은, 심층 메트릭 학습 기술인 것을 특징으로 한다.

[0016] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 측면에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템에서의 사람을 재식별하기 위한 방법은, 사람 이미지를 수집하고, 수집된 이미지를 전처리하여 이미지를 패치하는 이미지 패치 단계; 상기 패치된 이미지에 사전 훈련된 CNN 모델을 적용하여 특징을 추출하는 특징 추출 단계; 상기 추출된 특징에 심층 오토 인코더(DAE)를 적용하여 고차원 특징을 저차원 특징으로 획득하는 특징 융합 단계; 및 상기 획득된 저차원 대표 특징에 코사인 유사도 측정 기술을 적용하여 사람을 재식별하는 사람 재식별 단계;를 포함한다.

[0017] 상기 이미지 패치 단계는, 상기 수집된 이미지를 상체 이미지와 하체 이미지의 두 부분으로 분할하고, 분할된 이미지를 비슷한 크기로 크기를 조정하여 이미지 패치 전략을 적용할 수 있도록 전처리하는 것을 특징으로 한다.

[0018] 상기 사전 훈련된 CNN 모델은 Squeeze-Net 모델이고, 상기 특징 융합 단계는, 상기 Squeeze-Net 모델에 의해 추출된 특징을 1차원 벡터로 융합하되, 심층 오토 인코더를 이용하여 저차원 벡터로 추출된 특징을 융합함으로써 처리 속도를 향상시키는 것을 특징으로 한다.

[0019] 상기 코사인 유사도 측정 기술은, 심층 메트릭 학습 기술인 것을 특징으로 한다.

[0020] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 측면에 따른 기록매체는, 사람을 재식별하기 위한 방법을 수행하기 위한, 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체이다.

## 발명의 효과

[0022] 본 발명의 일 측면에 따르면, 사람을 재식별하는데 있어서 계산 복잡성을 감소시켜 사람 재식별의 성능을 높일 수 있는 효과가 있다.

[0023] 본 발명에서 얻을 수 있는 효과는 이상에서 언급한 효과로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

## 도면의 간단한 설명

[0025] 본 명세서에 첨부되는 다음의 도면들은 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 것이며, 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용들과 함께 본 발명의 기술사상을 더욱 이해시키는 역할을 하는 것이므로, 본 발명은 그러한 도면에 기재된 사항에만 한정되어 해석되어서는 아니 된다.

도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템의 개략적인 기능 블록도,

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하는 과정의 일 예,

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 수집된 이미지를 두 부분으로 분할한 일 예,

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 오토 인코더의 아키텍처의 일 예,

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하는 방법의 흐름을 도시한 일 예이다.

## 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 상술한 목적, 특징 및 장점은 첨부된 도면과 관련한 다음의 상세한 설명을 통하여 보다 분명해질 것이며, 그에 따라 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 바람직한 일 실시예를 상세히 설명하기로 한다.

[0027] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 “포함”한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 “…부” 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0028] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템의 개략적인 기능 블록도, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하는 과정의 일 예, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 수집된 이미지를 두 부분으로 분할한 일 예, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 오토 인코더의 아키텍처의 일 예이다.

[0029] 본 실시예를 설명함에 앞서, 본원발명과 관련한 기술에 대해 설명하면 다음과 같다.

[0030] 사람 재식별(P-ReID)는 여러 카메라를 통해 촬영된 이미지와 시간이 다른 단일 카메라에서 사람을 인식하는 작업을 처리한다. 사람 재식별은 스마트 시티 감시 및 인간-컴퓨터 상호 작용 시스템에서 중요한 역할을 한다. 사람 재식별 도메인의 주요 의도는 대규모 감시 영상 데이터에서 대상 사람을 일치시키는 것이다. 여기서 사람은 여러 위치에서 캡처된다. 현대 사회에서 강력하고 스마트하며 지능적인 감시 시스템은 테러 활동, 범죄 예방, 법의학 수사 등과 같은 보안 분야에서 방대한 응용 분야로 인해 수요가 증가하고 있다. 가장 중요한 작업 중 하나는 녹화된 비디오를 자동으로 모니터링하고 분석하는 것이므로 시민의 안전을 위해 정부는 감시 시스템을 강화하기 위해 지속적으로 노력하고 있다. 기존의 사람 재식별 기술에서는 대부분 사람의 시각적 외모에 집중하여 분석을 진행하였다. 대규모 데이터 세트를 사용한 정확한 쿼리 이미지 일치는 카메라 시점, 사람의 포즈, 배경 및 항상 상당한 시각적 모호성을 유발하는 다양한 조명을 포함한 시각적 데이터의 큰 변화로 인해 매우 어렵다. 또한, 저해상도의 여러 카메라에서 가져온 감시 데이터는 특정 사람과 일치하는 추가 장애물을 생성한다. 따라

서, 이러한 종래 기술의 문제점을 해결하고자 본원발명에 따른 시스템이 제안되었으며, 그 구체적인 설명은 아래와 같다.

[0031] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하기 위한 시스템은, 이미지 패치부(100), 특징 추출부(200), 특징 융합부(300) 및 사람 재식별부(400)를 포함한다.

[0032] 이미지 패치부(100)는 사람 이미지를 수집하고, 수집된 이미지를 전처리하여 이미지를 패치한다. 이때, 사람 이미지는 단일뷰 또는 멀티뷰 카메라를 통해 수집될 수 있다. 한편, 수집된 이미지는, 상체 이미지와 하체 이미지의 두 부분으로 분할하고, 분할된 이미지를 비슷한 크기로 크기를 조정하여 이미지 패치 전략을 적용할 수 있도록 전처리할 수 있다. 예컨대, 본 실시예에서는 이미지의 크기를 모두 160*60으로 조정할 수 있다. 한편, 수집된 이미지를 상체 이미지와 하체 이미지의 두 부분으로 분할한 일 예는 도 3에 도시된 바와 같다. 도 3의 (a)는 수집된 이미지에서 분할된 상체 이미지, 도 3의 (b)는 수집된 이미지에서 분할된 하체 이미지의 일 예를 도시한 것이다.

[0033] 특징 추출부(200)는 패치된 이미지에 사전 훈련된 CNN(Convolutional Neural Network) 모델을 적용하여 특징을 추출한다. 이때, 사전 훈련된 CNN 모델은 Squeeze-Net 모델일 수 있다. 예컨대, 경량 Squeeze-Net 모델의 글로벌 평균 풀링 레이어 “pool10”에서 심층 특징을 추출한다. 특징 추출부(200)는 상술한 CNN 모델을 통해 이미지에서 다른 패턴을 학습하고 사람을 구별하는 강력한 기능을 가진 일반적인 글로벌 특징을 추출할 수 있다. 이때, Squeeze-Net 모델은 다음과 같은 두 가지 특징을 갖는다. 첫째, 유사한 성능을 가진 Alex-Net 모델에 비해 상대적으로 적은 수의 매개 변수로 인해 낮은 비용으로 높은 순위의 정확도를 제공한다. 둘째, 증가된 깊이로 인해 식별력이 경쟁 모델보다 우수하며 계산 의무가 낮기 때문에 미세 조정하거나 비교적 빠르게 훈련할 수 있다.

[0034] 특징 융합부(300)는 추출된 특징에 심층 오토 인코더(DAE)를 적용하여 고차원 특징을 저차원 특징으로 획득한다. 특징 융합부(300)는, Squeeze-Net 모델에 의해 추출된 특징을 1차원 벡터로 융합하되, 심층 오토 인코더를 이용하여 저차원 벡터로 추출된 특징을 융합함으로써 처리 속도를 향상시킬 수 있다. 심층 오토 인코더(DAE)는 기능을 효과적으로 압축하고 인코딩하는 방법을 학습하는 비지도 인공 신경망 유형이다. 이 신경망의 데이터 학습 개념 뒤에 있는 동기는, 은닉층 매개 변수가 주어진 데이터에 완전히 의존하기 때문에 매개변수를 수동으로 구성할 필요가 없다는 것이다. 따라서, 본원발명에서는 보다 높은 시스템의 성능을 달성하기 위해 저차원 기능 및 차별적 기능 표현에 심층 오토 인코더를 사용한다. 한편, 사람 재식별에 대한 고차원 딥 기능을 직접 활용하는 것은 시간 복잡성과 스토리지 리소스 측면에서 현실적인 접근 방식이 아니다. 따라서, 이러한 기능을 활용하기 위해 두 개의 레이어가 있는 유능한 심층 오토 인코더 아키텍처를 선택한다. 이때, 도 4에 도시된 바와 같이, 심층 오토 인코더는 2000차원의 특징을 1000개의 뉴런으로 인코딩한 후 500 차원을 축소한다. 상술한 바에 따르면, 심층 오토 인코더는 시간 복잡성을 줄이기 위해 더 적은 수의 계층으로 다차원 데이터를 처리할 수 있다는 장점을 갖는다. 심층 오토 인코더는 “계층적 그룹화” 또는 “부분 전체 분해”의 형태로 입력 데이터를 인식한다. 예비 네트워크 계층은 고차원 입력 데이터에서 변형 특징을 얻는다. 중간 계층은 이전 계층 생성 출력에서 결과 패턴을 학습한다. 보다 구체적으로, 심층 오토 인코더는 두 계층으로 구성된다. 인코딩의 첫번째 계층에서는 입력 데이터와 가중치가 바이어스를 포함하여 서로 곱해지며 아래의 수학식 1과 같이 출력을 생성하는데 시그모이드 활성화 함수가 사용된다. 두번째 계층에서 디코딩 계층은 아래의 수학식 2에 제시된 것과 동일한 데이터 그림을 생성한다. 평균 제곱 오차를 줄이기 위해 역전파 기법을 통해 가중치를 수정한다.

[0035] <수학식 1>

[0036] $$f(x) = \sigma(\hat{W}x + b)$$

[0037] <수학식 2>

[0038] $$x = \sigma(\hat{W}(f(x)) + b)$$

[0039] 스택형 DAE의 초기 네트워크 계층은 입력 $x$를 사용하고, 다음 계층은 아래의 수학식 3과 4에 수학적으로 표현된 이전 계층에서 입력을 받는다. 여기서, “$n$”는 인코딩을 위한 네트워크 계층의 총 수를 나타내고 입력 데이터의 경우 $x^{\ell}$를 나타낸다. $\hat{W}^{\ell}$는 가중치이고 $b^{\ell}$는 이에 상응하는 특정 층의 바이어스 항이다.

[0040] <수학식 3>

[0041] $$f(x)(\ell+1) = \sigma(\hat{W}\ell \times \ell + b\ell)$$

[0042] <수학식 4>

[0043] $$x(n+\ell+1) = \sigma(\hat{W}(n-\ell) f(x)(n+\ell) + b(n-\ell))$$

[0045] 사람 재식별부(400)는 획득된 저차원 대표 특징에 코사인 유사도 측정 기술을 적용하여 사람을 재식별한다. 이때, 코사인 유사도 측정 기술은, 심층 메트릭 학습 기술일 수 있다. 일반적으로, 사람 재식별(P-ReID)에서 이미지의 유사도를 측정하기 위해 유클리드 거리, 마르코프 거리, 해밍 거리 및 코사인 거리가 사용된다. 한편, 본 실시예에서는 클래스 내 일치 점수를 높이고 클래스 간 차이를 줄이기 위해 특징의 유사도를 계산하기 위해 코사인 각도 거리를 선택한다. 상술한 코사인 유사도에 대해 보다 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 두 벡터 $x=(x1, x2, x3, \cdots xn)$ 및 $Y=(\hat{y}1, \hat{y}2, \hat{y}3, \cdots, \hat{y}n)$을 고려하면, n 차원에서 이 두 벡터 사이의 코사인 각도는 $\cos\theta$이다. 공식적으로 다음과 같이 정의한다.

[0046] <수학식 5>

[0047] $$\text{Cosine}(x, Y) = \frac{\sum_i xi\ \hat{y}i}{\sqrt{\sum_i xi^2}\ \sqrt{\sum_i \hat{y}i^2}}$$

[0048] <수학식 6>

[0049] $$\text{Cosine}(x, Y) = \frac{x \cdot \hat{y}}{\|x\| \|\hat{y}\|}$$

[0050] 일반적으로 메트릭 간의 비유사도를 계산하기 위해 유클리드 거리를 사용하지만, 본 실시예에서는 유사도를 일치시키기 위해 코사인 각도를 사용한다.

[0051] 한편, 본원발명에 따른 시스템의 프레임 워크는 도 2에 도시된 바와 같다. 본원발명에 따른 시스템의 프레임 워크는 크게 세가지 계층으로 구성될 수 있다. 첫번째 계층에서는, 사람 이미지를 상체 및 하체와 같은 패치로 분할하기 위해 전처리가 수행되는 이미지 획득을 보여준다. 마찬가지로, 프로브 이미지에 대해서도 동일한 절차가 반복된다. 두번째 계층에서는 별도의 패치가 사전 학습된 Squeeze-Net 모델을 통해 전달되어 깊은 특징 추출을 수행한 후, 두 패치 특징이 설명자 길이가 2000이 되는 1차원 벡터로 융합된다. 또한, 이러한 기능은 일치 프로세스의 속도를 높이기 위해 차원 감소 및 최적의 기능 선택을 위해 오토 인코더로 알려진 신경망으로 전달된다. 마지막으로, 세번째 계층에서는 코사인 유사도로 알려진 효율적인 메트릭 학습 기술을 통해 대규모 이미지 기능과 프로브 기능을 일치시키고 마지막으로 다른 순위를 기반으로 모델의 성능을 평가한다.

[0052] 상술한 바에 따른 본원발명에 대해 간략히 요약하면 다음과 같다.

[0053] 먼저, 입력 이미지를 두 부분으로 분할하여 고유한 이미지 패치 전략을 적용하고 각 부분에 대해 사전 훈련된 CNN 모델의 완전 연결 계층(FC)에서 학습된 특징을 획득한다. 이때, 효율적이고 높은 성능을 달성하기 위해 본원발명에 따른 시스템은, 자체 조정된 오토 인코더를 사용하여 저차원 대표 기능(특징)을 획득한다. 획득한 특징은 코사인 유사도 측정을 통해 데이터베이스 개념과 일치하여 사람의 외모를 다시 식별한다.

[0055] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하는 방법의 흐름을 도시한 일 예이다.

[0056] 도 5를 참조하면, 본 실시예에 따른 스마트 시티 감시 환경에서 사람을 재식별하는 방법은 크게 세단계로 구성될 수 있다. 먼저, 첫번째 단계(S510)에서는 모든 이미지가 두 개의 패치로 분할되고 비슷한 크기로 크기가 조정되는 전처리가 포함된다.

[0057] 다음으로 두번째 단계(S520)에서는, 사전 학습된 Squeeze-Net 모델이 전이 학습 접근 방식을 사용한 심층 특징 추출에 사용된다.

[0058] 다음으로 세번째 단계(S530)에서는, 심층 오토 인코더(DAE)를 통해 고차원 피쳐(특징)가 저차원 피쳐 평면으로 압착된다. 이후, 개인간 및 개인간 차이를 기반으로 하위 기능 공간에 최첨단 기능 일치 접근 방식이 사용된다.

[0059] 상술한 바에 따르면, 본원발명에 따른 시스템의 첫번째 심층 기능은 사전 훈련된 Squeeze-Net 모델을 통해 실외 데이터 세트에서 추출된다. 둘째, 대규모 데이터베이스에서 쿼리 이미지의 매칭 프로세스를 향상시키기 위해 최적의 컨볼루션 기능을 선택하고, 복잡성 시간을 줄이고, 차별적 기능을 달성하기 위해 자체 조정 DAE 기술을 도입한다. 그 후, 매칭 프로세스는 효율적인 프로브 기능 매칭을 위해 코사인 유사도를 통해 공식화된다. 또한, 기능 공간은 효율적인 검색을 위한 역할을 하며 대규모 사람 재식별의 성능을 향상시킨다.

[0060] 다시 한번 설명하면, 스마트 시티 감시 환경에서는 사람이 서로 다른 조명 조건에 있는 다양한 감시 카메라 아래에서 개인의 모습을 보여줄 수 있기 때문에 사람 재식별은 쉽지가 않다. 따라서, 상술한 바와 같은 이미지 패치 기반의 프레임 워크를 갖는 사람 재식별 시스템을 통해 사람 재식별을 수행하는데 필요한 계산의 복잡성을 감소시켜 사람 재식별의 성능을 향상시킬 수 있는 효과가 있다.

[0061] 본 발명의 실시예에 따른 방법들은 애플리케이션으로 구현되거나 다양한 컴퓨터 구성요소를 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령어의 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체는 프로그램 명령어, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록되는 프로그램 명령어는, 본 발명을 위한 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야의 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체의 예에는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media) 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령어를 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령어의 예에는, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함된다. 상기 하드웨어 장치는 본 발명에 따른 처리를 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0062] 본 명세서는 많은 특징을 포함하는 반면, 그러한 특징은 본 발명의 범위 또는 특허청구범위를 제한하는 것으로 해석되어서는 아니 된다. 또한, 본 명세서의 개별적인 실시예에서 설명된 특징들은 단일 실시예에서 결합되어 구현될 수 있다. 반대로, 본 명세서의 단일 실시예에서 설명된 다양한 특징들은 개별적으로 다양한 실시예에서 구현되거나, 적절히 결합되어 구현될 수 있다.

[0063] 도면에서 동작들이 특정한 순서로 설명되었으나, 그러한 동작들이 도시된 바와 같은 특정한 순서로 수행되는 것으로 또는 일련의 연속된 순서, 또는 원하는 결과를 얻기 위해 모든 설명된 동작이 수행되는 것으로 이해되어서는 안 된다. 특정 환경에서 멀티태스킹 및 병렬 프로세싱이 유리할 수 있다. 아울러, 상술한 실시예에서 다양한 시스템 구성요소의 구분은 모든 실시예에서 그러한 구분을 요구하지 않는 것으로 이해되어야 한다. 상술한 앱 구성요소 및 시스템은 일반적으로 단일 소프트웨어 제품 또는 멀티플 소프트웨어 제품에 패키지로 구현될 수 있다.

[0064] 이상에서 설명한 본 발명은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 있어 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 여러 가지 치환, 변형 및 변경이 가능하므로 전술한 실시예 및 첨부된 도면에 의해 한정되는 것은 아니다.

## *부호의 설명*

[0066] 100 : 이미지 패치부

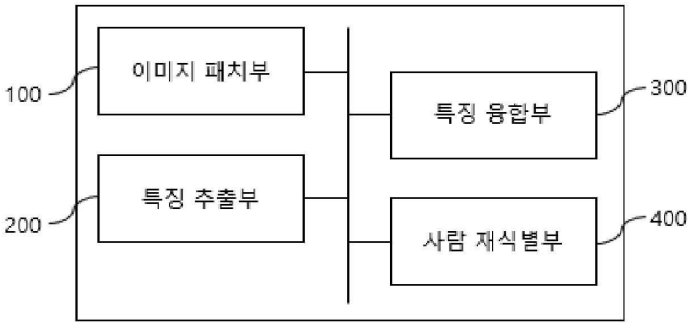
200 : 특징 추출부

300 : 특징 융합부

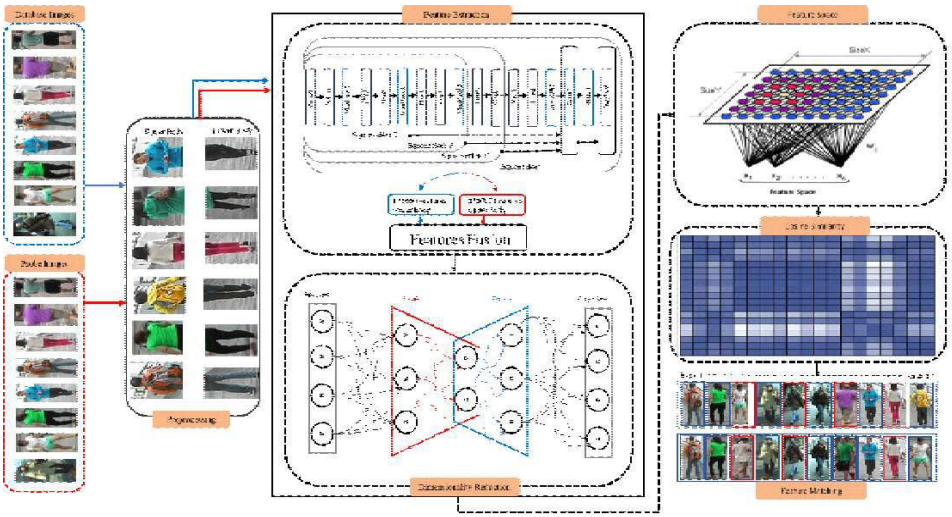
400 : 사람 재식별부

## 도면

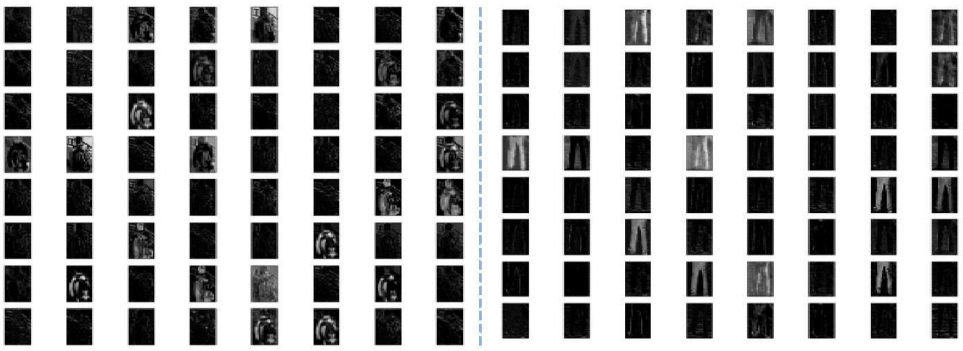
### 도면1



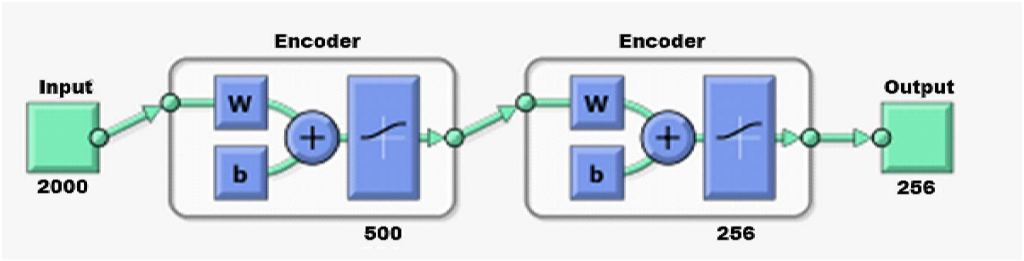

### 도면2



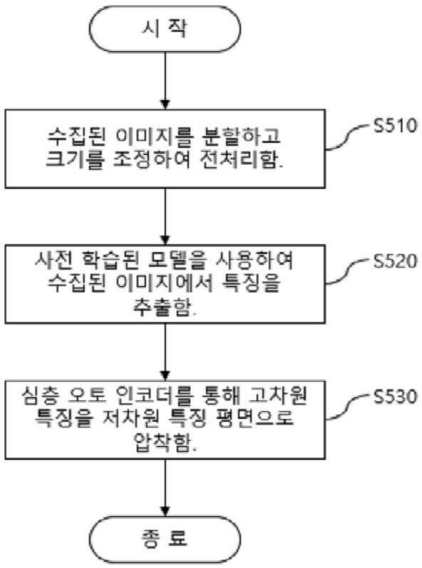
### 도면3



도면4


Encoder
Encoder
Input
W
b
W
b
Output
2000
500
256
256

도면5


시 작
수집된 이미지를 분할하고 크기를 조정하여 전처리함.
S510
사전 학습된 모델을 사용하여 수집된 이미지에서 특징을 추출함.
S520
심층 오토 인코더를 통해 고차원 특징을 저차원 특징 평면으로 압착함.
S530
종 료