



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년03월08일

(11) 등록번호 10-2225613

(24) 등록일자 2021년03월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06K 9/00 (2006.01) G06K 9/48 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

(52) CPC특허분류

G06K 9/00362 (2013.01)

G06K 9/481 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2019-0107457

(22) 출원일자 2019년08월30일

심사청구일자 2019년08월30일

(56) 선행기술조사문헌

JP2005050285 A\*

JP2017142736 A\*

JP2018147392 A\*

\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

함범섭

서울특별시 강남구 압구정로61길 37, 72동 506호  
(압구정동, 한양아파트)

박현중

서울특별시 송파구 양재대로 1218, 204동 504호(방이동, 올림픽선수기자촌아파트)

(74) 대리인

민영준

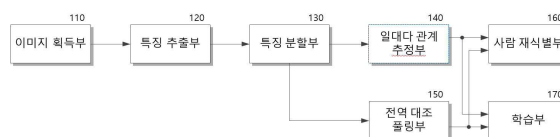
전체 청구항 수 : 총 7 항

심사관 : 노용완

(54) 발명의 명칭 사람 재식별 장치 및 방법

**(57) 요약**

본 발명은 이미지에 포함된 사람의 각 부분에 대한 부분 특징들 사이의 관계를 이용하여 강화된 부분 특징을 획득하고, 부분 특징들의 최대 및 평균 사이의 차를 기반으로 전체 부분 특징들의 대조 특징을 함께 추출하여 사람을 재식별 함으로써, 이미지에 신체의 일부가 누락된 이미지뿐만 아니라 부분별로 유사한 특징을 갖는 사람이 포함된 이미지에서도 정확하게 사람을 재식별할 수 있는 사람 재식별 장치 및 방법을 제공한다.

**대표도 - 도4**

(52) CPC특허분류

**G06K 9/6201** (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711094090
과제번호	2018M3E3A1057289
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	복합인지기술개발사업
연구과제명 (1단계)(2/2)	(2세부)이중 CCTV 영상에서의 딥러닝 기반 실종자 초동 신원확인 및 추적 시스템
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2019.04.23 ~ 2020.04.22

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

포함된 사람의 식별자가 레이블된 다수의 학습 이미지를 인가받아 학습이 수행되어 이미지에 포함된 사람을 재식별하는 사람 재식별 장치에 있어서,

재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 각 이미지의 특징을 추출하여 3차원 특징 벡터를 획득하고, 기지정된 크기 단위로 분할하여 다수의 부분 특징 벡터를 획득하는 특징 추출 분할부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각과 나머지 부분 특징 벡터 사이의 관계를 추정하고, 추정된 관계를 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각에 반영하여 다수의 로컬 관계 특징을 획득하는 일대다 관계 추론부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체의 최대 특징과 평균 특징 사이의 관계를 다시 최대 특징에 반영하는 전역 대조 풀링을 수행하여 전역 대조 특징을 획득하는 전역 대조 풀링부; 및

상기 다수의 로컬 관계 특징과 상기 전역 대조 특징을 대응하는 이미지의 최종 표현자로 인가받고, 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에서 미리 획득된 최종 표현자인 기준 표현자와 비교하여 탐색 대상인 사람이 포함되어 있는지를 판별하는 사람 재식별부를 포함하되,

상기 일대다 관계 추론부는

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 하나를 기지정된 순서로 선택하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 선택된 부분 특징 벡터의 특징을 추출하여 강화 부분 특징을 획득하는 부분 특징 추출부;

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 상기 부분 특징 추출부에서 선택되지 않은 부분 특징 벡터에 대해 평균 풀링을 수행하여 잔여 부분 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 샘플링부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 잔여 부분 평균 특징의 특징을 추출하여 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 특징 추출부;

상기 강화 부분 특징과 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 결합하여 결합 부분 특징을 생성하는 강화 부분 특징 결합부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 부분 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 부분 특징을 획득하는 결합 부분 특징 추출부; 및

상기 강화 결합 부분 특징과 상기 강화 부분 특징을 더하여 선택된 부분 특징 벡터에 대응하는 로컬 관계 특징을 획득하는 로컬 관계 특징 획득부를 포함하는 사람 재식별 장치.

#### 청구항 2

삭제

#### 청구항 3

삭제

#### 청구항 4

제1 항에 있어서, 상기 전역 대조 풀링부는

상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 최대 풀링 및 평균 풀링을 수행하고, 최대 풀링 결과와 평균 풀링 결과 사이의 차이인 전역 대조 특징과 최대 풀링 결과 각각의 특징을 추출하여 강화 대조 특징과 강화 전역 최대

특징을 획득하며, 상기 강화 대조 특징과 상기 강화 전역 최대 특징을 결합한 결과에 대해 특징을 추출한 후, 다시 강화 전역 최대 특징을 더하여 상기 전역 대조 특징을 획득하는 사람 재식별 장치.

#### 청구항 5

제4 항에 있어서, 상기 전역 대조 풀링부는

상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 전역 최대 풀링을 수행하여 전역 최대 특징을 획득하는 전역 최대 샘플링부;

상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 전역 평균 풀링을 수행하여 전역 평균 특징을 획득하는 전역 평균 샘플링부;

상기 전역 최대 특징과 상기 전역 평균 특징 사이의 차를 계산하여 대조 특징을 획득하는 대조 특징 획득부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 전역 최대 특징의 특징을 추출하여 강화 전역 최대 특징을 획득하는 강화 최대 특징 추출부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 대조 특징의 특징을 추출하여 강화 대조 특징을 획득하는 강화 대조 특징 추출부;

상기 강화 전역 최대 특징과 상기 강화 대조 특징을 결합하여, 결합 전역 특징을 생성하는 강화 전역 특징 결합부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 결합 전역 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 전역 특징을 획득하는 결합 전역 특징 추출부; 및

상기 강화 전역 최대 특징과 상기 강화 결합 전역 특징을 더하여 상기 전역 대조 특징을 획득하는 전역 대조 특징 획득부를 포함하는 사람 재식별 장치.

#### 청구항 6

제1 항에 있어서, 상기 사람 재식별 장치는

학습 시에 식별자가 레이블된 상기 학습 이미지를 인가받고, 학습 이미지에 레이블된 식별자와 상기 학습 이미지로부터 획득되는 최종 표현자 사이의 차이로부터 삼중항 손실과 크로스 엔트로피 손실을 계산하여 총 손실을 획득하고, 획득된 총 손실을 역전파하는 학습부를 더 포함하는 사람 재식별 장치.

#### 청구항 7

포함된 사람의 식별자가 레이블된 다수의 학습 이미지를 인가받아 학습을 수행하는 단계;

재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 각 이미지의 특징을 추출하여 3차원 특징 벡터를 획득하는 단계;

상기 3차원 특징 벡터를 기지정된 크기 단위로 분할하여 다수의 부분 특징 벡터를 획득하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각과 나머지 부분 특징 벡터 사이의 관계를 추정하고, 추정된 관계를 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각에 반영하여 다수의 로컬 관계 특징을 획득하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체의 최대 특징과 평균 특징 사이의 관계를 다시 최대 특징에 반영하는 전역 대조 풀링을 수행하여 전역 대조 특징을 획득하는 단계; 및

상기 다수의 로컬 관계 특징과 상기 전역 대조 특징을 대응하는 이미지의 최종 표현자로 인가받고, 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에서 미리 획득된 최종 표현자인 기준 표현자와 비교하여 탐색 대상인 사람이 포함되어 있는지를 판별하는 단계를 포함하되,

상기 다수의 로컬 관계 특징을 획득하는 단계는

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 하나를 기지정된 순서로 선택하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 선택된 부분 특징 벡터의 특징을 추출하여 강화 부분 특징을 획득하는 단계;

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 선택되지 않은 부분 특징 벡터에 대해 평균 풀링을 수행하여 잔여 부분 평균 특징을 획득하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 잔여 부분 평균 특징의 특징을 추출하여 잔여 부분 강화 평균 특징을 획득하는 단계;

상기 강화 부분 특징과 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 결합하여 결합 부분 특징을 생성하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 부분 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 부분 특징을 획득하는 단계; 및

상기 강화 결합 부분 특징과 상기 강화 부분 특징을 더하여 선택된 부분 특징 벡터에 대응하는 로컬 관계 특징을 획득하는 단계를 포함하는 사람 재식별 방법.

## 청구항 8

삭제

## 청구항 9

제7 항에 있어서, 상기 전역 대조 특징을 획득하는 단계는

상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 전역 최대 풀링을 수행하여 전역 최대 특징을 획득하는 단계;

상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 전역 평균 풀링을 수행하여 전역 평균 특징을 획득하는 단계;

상기 전역 최대 특징과 상기 전역 평균 특징 사이의 차를 계산하여 대조 특징을 획득하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 전역 최대 특징의 특징을 추출하여 강화 전역 최대 특징을 획득하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 대조 특징의 특징을 추출하여 강화 대조 특징을 획득하는 단계;

상기 강화 전역 최대 특징과 상기 강화 대조 특징을 결합하여, 결합 전역 특징을 생성하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 결합 전역 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 전역 특징을 획득하는 단계; 및

상기 강화 전역 최대 특징과 상기 강화 결합 전역 특징을 더하여 상기 전역 대조 특징을 획득하는 단계를 포함하는 사람 재식별 방법.

## 청구항 10

제7 항에 있어서, 상기 학습을 수행하는 단계는

식별자가 레이블된 상기 학습 이미지를 인가받는 단계;

상기 학습 이미지에 대한 최종 표현자를 획득하는 단계;

상기 학습 이미지에 레이블된 식별자와 상기 학습 이미지로부터 획득되는 최종 표현자 사이의 차이로부터 삼중항 손실과 크로스 엔트로피 손실을 계산하여 총 손실을 획득하는 단계; 및

획득된 총 손실을 역전파하는 단계를 포함하는 사람 재식별 방법.

## 발명의 설명

## 기술 분야

본 발명은 사람 재식별 장치 및 방법에 관한 것으로, 이미지에서 추출되는 다수의 부분 표현자 사이의 관계 특징과 다수의 부분 표현자 전체의 특징을 함께 이용하여 정확하게 사람을 재식별할 수 있는 사람 재식별 장치 및 방법에 관한 것이다.

[0001]

## 배경 기술

- [0002] 최근에 서로 다른 환경에서 촬영된 동일한 사람을 탐색하는 사람 재식별(Person Re-identification: reID 라고 함)에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다.
- [0003] 도 1은 사람 재식별의 개념을 나타내고, 도 2는 사람 재식별을 이용하는 분야 중 하나로 사람 추적 기술의 일례를 나타낸다.
- [0004] 도 1에 도시된 바와 같이, 사람 재식별은 서로 다른 조건에서 촬영된 동일한 사람을 검출하는 기법으로서, 자세의 변화, 배경의 변화, 조명의 변화, 촬영 거리 및 각도 변화와 같이 여러 환경 조건이 변화하여도 동일한 사람이 포함된 이미지를 정확하게 검출하는 것을 목적으로 한다.
- [0005] 이러한 사람 재식별 기술은 도 2에 도시된 바와 같이, 실종자 탐색 또는 범죄자 탐색 등 다수의 이미지에서 특정인을 탐색 및 추적하는 다양한 분야에 이용될 수 있다.
- [0006] 그러나 상기한 바와 같이 환경 조건이 다양하게 가변되어 촬영된 이미지에 대해서는 동일한 사람일지라도 재식별이 어렵다. 이에 사람 재식별은 주로 인공 신경망을 이용하여 이미지에 포함된 사람의 특징을 추출하여 비교하는 방식으로 연구되고 있다.
- [0007] 기존에는 이미지의 전체적인 특징을 추출하고 비교하여 사람을 재식별하거나, 사람의 신체 부위의 특징을 표현하는 부분 특징을 추출하고 비교하여 사람을 재식별하는 연구가 주로 수행되었다. 여기서 부분 특징을 추출하여 비교하는 기법은 이미지에서 신체의 일부 또는 중요한 정보가 누락되는 경우에도 각 부위별 특징에 기반하여 강력하게 사람을 재식별할 수 있도록 한다.
- [0008] 도 3은 부분 특징을 추출하는 사람 재식별 기법의 개념을 설명하기 위한 도면이다.
- [0009] 도 3을 참조하면, 부분 특징을 추출하는 사람 재식별 기법에서는 (a)와 같이  $W \times H$  크기의 이미지가 획득되면, 미리 학습된 인공 신경망을 이용하여 (b)와 같이 다수의 특징맵을 추출한다. 그리고 (c)와 같이 추출된 특징맵을 기지정된 크기로 분할 및 풀링하여 (d)의 부분 특징 벡터(g)를 추출한다. 그리고 추출된 부분 특징 벡터(g)의 특징을 다시 추출하여, (e)와 같이 부분 특징 벡터(g)의 특징의 특징이 함축된 부분 특징(h)을 획득한다. 이후 획득된 부분 특징을 분류함으로써 (f)와 같이 이미지에 포함된 사람의 식별자를 인식한다.
- [0010] 도 3에 도시된 바와 같이, 부분 특징은 사람의 신체 부위의 특징에 대해 정밀한 표현을 제공할 수 있다. 그러나 부분 특징간의 관계, 즉 신체 부위 간의 관계를 고려하지 않으므로, 다수의 부분 특징을 결합하더라도 사람 개개의 정체성을 차별적으로 표현할 수 없다는 한계가 있다. 즉 사람의 전체적인 특징을 표현할 수 없다는 한계가 있다. 이로 인해, 서로 다른 사람이 같은 종류의 복장을 하고 있는 경우와 같이 신체의 부분적 특징만으로 구분하기 용이하지 않은 경우에 사람을 잘못 식별하는 경우가 빈번하게 발생하는 한계가 있다.
- [0011] 이에 최근에는 부분 특징과 부분 특징 사이의 관계를 함께 활용하여 신체 부위간 관계를 고려하도록 함으로써, 이미지에 사람의 일부 신체 부위가 누락된 경우에도 각 부분별 특징과 각 부분별 특징의 관계를 기초로 정확하게 사람을 재식별할 수 있도록 하는 시도가 이어지고 있다.

## 선행기술문헌

### 특허문헌

- [0012] (특허문헌 0001) 한국 공개 특허 제10-2019-0082593호 (2019.07.10 공개)

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

- [0013] 본 발명의 목적은 다양한 환경 조건에서 촬영된 이미지에서 정확하게 사람을 재식별할 수 있는 사람 재식별 장치 및 방법을 제공하는데 있다.
- [0014] 본 발명의 다른 목적은 이미지에 포함된 사람의 각 부분에 대한 부분 특징들 사이의 관계와 부분 특징들의 최대 및 평균 사이의 차를 기반으로 사람을 재식별하여 이미지에 신체의 일부가 누락된 이미지뿐만 아니라 부분별로

유사한 특징을 갖는 사람이 포함된 이미지에서도 정확하게 사람을 재식별할 수 있는 사람 재식별 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

### 과제의 해결 수단

- [0015] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 사람 재식별 장치는 재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 각 이미지의 특징을 추출하여 3차원 특징 벡터를 획득하고, 기지정된 크기 단위로 분할하여 다수의 부분 특징 벡터를 획득하는 특징 추출 분할부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각과 나머지 부분 특징 벡터 사이의 관계를 추정하고, 추정된 관계를 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각에 반영하여 다수의 로컬 관계 특징을 획득하는 일대다 관계 추론부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체의 최대 특징과 평균 특징 사이의 관계를 다시 최대 특징에 반영하는 전역 대조 풀링을 수행하여 전역 대조 특징을 획득하는 전역 대조 풀링부; 및 상기 다수의 로컬 관계 특징과 상기 전역 대조 특징을 대응하는 이미지의 최종 표현자로 인가받고, 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에서 미리 획득된 최종 표현자인 기준 표현자와 비교하여 탐색 대상인 사람이 포함되어 있는지를 판별하는 사람 재식별부를 포함한다.
- [0016] 상기 일대다 관계 추론부는 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각에 대해 순차적으로 특징을 추출한 강화 부분 특징과 특징이 추출되지 않은 나머지 부분 특징 벡터의 평균 풀링 결과 대해 특징을 추출한 잔여 부분 강화 평균 특징을 결합하고, 결합된 잔여 부분 강화 평균 특징에 대해 다시 특징을 추출한 후, 대응하는 강화 부분 특징을 더하여 상기 다수의 로컬 관계 특징을 획득할 수 있다.
- [0017] 상기 일대다 관계 추론부는 상기 다수의 부분 특징 벡터 중 하나를 기지정된 순서로 선택하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 선택된 부분 특징 벡터의 특징을 추출하여 상기 강화 부분 특징을 획득하는 부분 특징 추출부; 상기 다수의 부분 특징 벡터 중 상기 부분 특징 추출부에서 선택되지 않은 부분 특징 벡터에 대해 평균 풀링을 수행하여 잔여 부분 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 샘플링부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 잔여 부분 평균 특징의 특징을 추출하여 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 특징 추출부; 상기 강화 부분 특징과 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 결합하여 결합 부분 특징을 생성하는 강화 부분 특징 결합부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 부분 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 부분 특징을 획득하는 결합 부분 특징 추출부; 및 상기 강화 결합 부분 특징과 상기 강화 부분 특징을 더하여 선택된 부분 특징 벡터에 대응하는 로컬 관계 특징을 획득하는 로컬 관계 특징 획득부를 포함할 수 있다.
- [0018] 상기 전역 대조 풀링부는 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 최대 풀링 및 평균 풀링을 수행하고, 최대 풀링 결과와 평균 풀링 결과 사이의 차이인 전역 대조 특징과 최대 풀링 결과 각각의 특징을 추출하여 강화 대조 특징과 강화 전역 최대 특징을 획득하며, 상기 강화 대조 특징과 상기 강화 전역 최대 특징을 결합한 결과에 대해 특징을 추출한 후, 다시 강화 전역 최대 특징을 더하여 상기 전역 대조 특징을 획득할 수 있다.
- [0019] 상기 전역 대조 풀링부는 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 전역 최대 풀링을 수행하여 전역 최대 특징을 획득하는 전역 최대 샘플링부; 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체에 대해 전역 평균 풀링을 수행하여 전역 평균 특징을 획득하는 전역 평균 샘플링부; 상기 전역 최대 특징과 상기 전역 평균 특징 사이의 차를 계산하여 대조 특징을 획득하는 대조 특징 획득부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 전역 최대 특징의 특징을 추출하여 강화 전역 최대 특징을 획득하는 강화 최대 특징 추출부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 대조 특징의 특징을 추출하여 강화 대조 특징을 획득하는 강화 대조 특징 추출부; 상기 강화 전역 최대 특징과 상기 강화 대조 특징을 결합하여, 결합 전역 특징을 생성하는 강화 전역 특징 결합부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 결합 전역 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 전역 특징을 획득하는 결합 전역 특징 추출부; 및 상기 강화 전역 최대 특징과 상기 강화 결합 전역 특징을 더하여 상기 전역 대조 특징을 획득하는 전역 대조 특징 획득부를 포함할 수 있다.
- [0020] 상기 사람 재식별 장치는 학습 시에 식별자가 레이블된 상기 학습 이미지를 인가받고, 학습 이미지에 레이블된 식별자와 상기 학습 이미지로부터 획득되는 최종 표현자 사이의 차이로부터 삼중항 손실과 크로스 엔트로피 손실을 계산하여 총 손실을 획득하고, 획득된 총 손실을 역전파하는 학습부를 더 포함할 수 있다.
- [0021] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 사람 재식별 방법은 포함된 사람의 식별자가 레이블된 다수의 학습 이미지를 인가받아 학습을 수행하는 단계; 재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 각 이미지의 특징을 추출하여 3차원 특징 벡터를 획득하는 단계; 상기 3차원 특징 벡터를 기지정된 크기 단위로 분할하여 다수의 부분 특징 벡터를 획득하는 단계; 미리 학습된



패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각과 나머지 부분 특징 벡터 사이의 관계를 추정하고, 추정된 관계를 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각에 반영하여 다수의 로컬 관계 특징을 획득하는 단계; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체의 최대 특징과 평균 특징 사이의 관계를 다시 최대 특징에 반영하는 전역 대조 풀링을 수행하여 전역 대조 특징을 획득하는 단계; 및 상기 다수의 로컬 관계 특징과 상기 전역 대조 특징을 대응하는 이미지의 최종 표현자로 인가받고, 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에서 미리 획득된 최종 표현자인 기준 표현자와 비교하여 탐색 대상인 사람이 포함되어 있는지를 판별하는 단계를 포함한다.

### 발명의 효과

[0022] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 사람 재식별 장치 및 방법은 이미지에 포함된 사람의 각 부분에 대한 부분 특징들 사이의 관계를 이용하여 강화된 부분 특징을 획득하고, 부분 특징들의 최대 및 평균 사이의 차를 기반으로 전체 부분 특징들의 대조 특징을 함께 추출하여 사람을 재식별 함으로써, 이미지에 신체의 일부가 누락된 이미지뿐만 아니라 부분별로 유사한 특징을 갖는 사람이 포함된 이미지에서도 정확하게 사람을 재식별할 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

[0023] 도 1은 사람 재식별의 개념을 나타낸다.  
 도 2는 사람 재식별을 이용하는 분야 중 하나로 사람 추적 기술의 일예를 나타낸다.  
 도 3은 부분 특징을 추출하는 사람 재식별 기법의 개념을 설명하기 위한 도면이다.  
 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 사람 재식별 장치의 개략적 구조를 나타낸다.  
 도 5는 도 4에 도시된 본 실시예에 따른 사람 재식별 장치가 최종 표현자를 획득하는 개념을 설명하기 위한 도면이다.  
 도 6은 도 4의 일대다 관계 추론부의 상세 구성의 일예를 나타낸다.  
 도 7은 도 4의 전역 대조 풀링부의 상세 구성의 일예를 나타낸다.  
 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 사람 재식별 방법을 나타낸다.  
 도 9는 본 실시예에 따른 사람 재식별 장치 및 방법의 성능을 테스트한 결과를 나타낸다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0024] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시예에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.

[0025] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 설명함으로써, 본 발명을 상세히 설명한다. 그러나, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 설명하는 실시예에 한정되는 것이 아니다. 그리고, 본 발명을 명확하게 설명하기 위하여 설명과 관계없는 부분은 생략되며, 도면의 동일한 참조부호는 동일한 부재임을 나타낸다.

[0026] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라, 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "...기", "모듈", "블록" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0027] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 사람 재식별 장치의 개략적 구조를 나타내고, 도 5는 도 4에 도시된 본 실시예에 따른 사람 재식별 장치가 최종 표현자를 획득하는 개념을 설명하기 위한 도면이다. 그리고 도 6 및 도 7은 도 4의 일대다 관계 추론부와 전역 대조 풀링부의 상세 구성의 일예를 나타낸다.

[0028] 도 4를 참조하면, 본 실시예에 따른 사람 재식별 장치는 이미지 획득부(110), 특징 추출부(120), 특징 분할부(130), 일대다 관계 추론부(140), 전역 대조 풀링부(150) 및 사람 재식별부(160)를 포함할 수 있다.

[0029] 이미지 획득부(110)는 도 5의 (a)에 도시된 바와 같이, 재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 획득한다. 이미지 획득부(110)는 다수의 이미지가 저장된 데이터베이스(미도시)나 카메라 등의 이미지 획득 장치로



부터 학습 이미지를 획득하거나, 외부의 장치와 네트워크를 통해 학습 이미지를 인가받아 획득할 수도 있다.

- [0030] 그리고 이미지 획득부(110)는 사람 재식별 장치의 학습 시에는 포함된 사람의 식별자가 미리 레이블된 다수의 학습 이미지를 획득할 수 있다.
- [0031] 특징 추출부(120)는 패턴 추정 방식이 미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어 이미지 획득부(110)에서 인가되는 이미지의 특징을 추출하여 다수의 특징맵을 획득한다.
- [0032] 특징 추출부(120)는 사람 재식별 장치의 학습시에 함께 학습될 수 있으나, 이미지로부터 특징을 추출하여 특징맵을 획득하는 다양한 인공 신경망이 이미 연구되어 공개되어 있으므로, 미리 학습되어 공개된 인공 신경망을 이용하여 특징맵을 획득할 수도 있다. 여기서는 일례로 특징 추출부(120)가 도 5의 (b)에 도시된 바와 같이, 이미지 분류를 위해 학습된 인공 신경망의 하나인 ResNet-50을 이용하는 것으로 가정한다.
- [0033] 특징 추출부(120)는 인가된 이미지에서 특징을 추출하여  $H \times W$  크기의 C개의 특징맵을 획득할 수 있다. 즉  $H \times W \times C$  크기의 3차원 특징 벡터를 획득할 수 있다.
- [0034] 특징 분할부(130)는 특징 추출부(120)에서 획득된 3차원 특징 벡터를 기지정된 크기 단위로 분할하고, 분할된 다수의 특징 벡터 각각을 샘플링하여 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )를 획득한다.
- [0035] 특징 분할부(130)는 미리 지정된 방식에 따라 다양한 형태로 3차원 특징 벡터를 분할할 수 있으나, 도 5의 (c)에서는 일례로 3차원 특징 벡터를 수평 그리드에 따라 6개로 분할하는 경우를 도시하였다. 그리고 특징 분할부(130)는 분할된 6개의 3차원 벡터 각각에 대해 도 5의 (d)에 도시된 바와 같이, 전역 최대 풀링(Global max pooling) 방식으로 샘플링하여 각각  $1 \times 1 \times C$  크기를 갖는 6개의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_6$ )를 획득할 수 있다.
- [0036] 특징 분할부(130)에서 획득된 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )는 일대다 관계 추론부(140) 및 전역 대조 풀링부(150) 각각으로 전달된다.
- [0037] 여기서 특징 추출부(120)와 특징 분할부(130)는 특징 추출 분할부로 통합될 수 있다.
- [0038] 일대다 관계 추론부(140)는 도 5에서 (e)로 나타난 구성으로, 특징 분할부(130)로부터 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )를 인가받고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 인가된 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_6$ ) 각각과 나머지 부분 특징 벡터 사이의 관계를 추정하여 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )에 추정된 관계가 반영되도록 강화한다. 일대다 관계 추론부(140)는 도 5의 (f)와 같이, 강화된 부분 특징 벡터인 다수의 로컬 관계 특징(local relational feature)( $q_1 \sim q_n$ )을 획득한다.
- [0039] 여기서 일대다 관계 추론부(140)는  $1 \times 1 \times C$  크기의 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )로부터 각각  $1 \times 1 \times c$ (여기서  $c \leq C$ ) 크기를 갖는 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )을 획득할 수 있다.
- [0040] 도 6을 참조하면, 일대다 관계 추론부(140)는 부분 특징 추출부(141), 잔여 부분 평균 샘플링부(142), 잔여 부분 평균 특징 추출부(143), 강화 부분 특징 결합부(144), 결합 부분 특징 추출부(145) 및 로컬 관계 특징 획득부(146)를 포함할 수 있다.
- [0041] 우선 부분 강화 특징 추출부(141)는 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )를 기지정된 순서로 선택하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 선택된 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )의 특징을 추출하여 강화 부분 특징( $\bar{p}_1 \sim \bar{p}_n$ )을 획득한다. 여기서 강화 부분 특징( $\bar{p}_1 \sim \bar{p}_n$ ) 각각은  $1 \times 1 \times c$ 를 가질 수 있다.
- [0042] 도 6에서는 일례로 부분 강화 특징 추출부(141)가 부분 특징 벡터( $p_1$ )를 선택한 경우를 가정하여 도시하였으나, 부분 강화 특징 추출부(141)는 선택되지 않은 나머지 부분 특징 벡터( $p_2 \sim p_n$ )에 대해서도 기지정된 순서에 따라 선택하여 강화 부분 특징( $\bar{p}_1 \sim \bar{p}_n$ )을 획득한다.
- [0043] 부분 강화 특징 추출부(141)가 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 중 하나( $p_i$ )를 선택하여 강화 부분 특징( $\bar{p}_1 \sim \bar{p}_n$ )을 각각 획득하는 동안 잔여 부분 평균 샘플링부(142)는 부분 강화 특징 추출부(141)에 의해 선택된 부분 특

징 벡터를 제외한 나머지 부분 특징 벡터( $p_2 \sim p_n$ )에 대해 평균 풀링을 수행하여 잔여 부분 평균 특징( $r_i$ )을 획득한다.

[0044] 즉 잔여 부분 평균 샘플링부(142)는 수학적 식 1에 따라 잔여 부분 평균 특징( $r_i$ )을 획득한다.

### 수학적 식 1

$$r_i = \frac{1}{n-1} \sum_{j \neq i} p_j$$

[0045]

[0046] 여기서  $n$ 은 부분 특징 벡터의 개수이고  $i$ 는 부분 특징 벡터의 인덱스이고,  $j$ 는 부분 강화 특징 추출부(141)에서 선택된 부분 특징 벡터의 인덱스이다.

[0047] 잔여 부분 평균 특징 추출부(143)는 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 잔여 부분 평균 특징( $r_i$ )의 특징을 추출하여 잔여 부분 강화 평균 특징( $\bar{r}_i$ )을 획득한다. 잔여 부분 평균 특징 추출부(143)는 부분 강화 특징 추출부(141)가 강화 부분 특징( $\bar{p}_1 \sim \bar{p}_n$ )을 획득하는 동안, 대응하는 잔여 부분 강화 평균 특징( $\bar{r}_1 \sim \bar{r}_n$ )을 획득한다.

[0048] 강화 부분 특징 결합부(144)는 부분 강화 특징 추출부(141)에서 획득된 강화 부분 특징( $\bar{p}_i$ )과 잔여 부분 강화 평균 특징( $\bar{r}_i$ )을 결합(concatenate)하여 결합 부분 특징을 생성한다. 결합 부분 특징 추출부(145)는 결합 부분 특징을 인가받고 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 결합 부분 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 부분 특징을 획득한다.

[0049] 로컬 관계 특징 획득부(146)는 부분 강화 특징 추출부(141)에서 획득된 강화 부분 특징( $\bar{p}_i$ )과 결합 부분 특징 추출부(145)에서 획득된 강화 결합 부분 특징을 더하여 로컬 관계 특징( $q_i$ )을 획득한다.

[0050] 즉 일대다 관계 추론부(140)는 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 각각의 특징에 나머지 다수의 부분 특징 벡터들의 평균 특징을 결합하여 각 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )와 나머지 부분 특징 벡터들 사이의 관계가 포함된 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )을 획득한다.

[0051] 일대다 관계 추론부(140)가 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 각각과 나머지 부분 특징 벡터들 사이의 관계가 포함된 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )을 획득하는 방식은 수학적 식 2와 같이 표현될 수 있다.

### 수학적 식 2

$$q_i = \bar{p}_i + R_p(T(\bar{p}_i, \bar{r}_i))$$

[0052]

[0053] 여기서  $T$ 는 특징의 결합을 나타내는 결합 함수이고,  $R_p$ 는 패턴 추정 방식이 학습된 결합 부분 특징 추출부(145)를 수학적으로 표현한 관계 함수이다.

[0054] 일대다 관계 추론부(140)는 기본적으로 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )를 기반으로 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )을 획득하므로, 사람의 신체의 일부가 누락된 경우나 가려져 폐색(occlusion)이 발생된 경우에도 강인하게 사람의 특징을 추출할 수 있다.

[0055] 일대다 관계 추론부(140)에서 부분 특징 추출부(141), 잔여 부분 평균 특징 추출부(143) 및 결합 부분 특징 추출부(145) 각각은 일례로 컨볼루션 신경망으로 구현될 수 있다.

[0056] 한편, 전역 대조 풀링부(150)는 도 5에서 (e)로 나타난 구성으로, 일대다 관계 추론부(140)와 마찬가지로 특징 분할부(130)로부터 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )를 인가받고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 인가된 다

수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 전체의 최대 샘플링 결과와 평균 샘플링 결과의 차를 표출하는 전역 대조 풀링을 수행한다. 전역 대조 풀링부(150)는 전역 대조 풀링을 수행함으로써 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )로부터 도 5의 (h)에 도시된 바와 같이, 하나의 전역 대조 특징(global contrastive feature)( $q_0$ )을 획득한다.

[0057] 여기서 전역 대조 풀링부(150)는  $1 \times 1 \times C$  크기의 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )로부터  $1 \times 1 \times c$ (여기서  $c \leq C$ ) 크기를 갖는 하나의 전역 대조 특징( $q_0$ )을 획득할 수 있다.

[0058] 도 7을 참조하면 전역 대조 풀링부(150)는 전역 최대 샘플링부(151), 전역 평균 샘플링부(152), 대조 특징 획득부(153), 강화 최대 특징 추출부(154), 강화 대조 특징 추출부(155), 강화 전역 특징 결합부(156), 결합 전역 특징 추출부(157) 및 전역 대조 특징 획득부(158)를 포함할 수 있다.

[0059] 전역 최대 샘플링부(151)는 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 전체에 대해 전역 최대 풀링을 수행하여 전역 최대 특징( $p_{\max}$ )을 획득한다. 한편, 전역 평균 샘플링부(152)는 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 전체에 대해 전역 평균 풀링을 수행하여 전역 평균 특징( $p_{\text{avg}}$ )을 획득한다.

[0060] 대조 특징 획득부(153)는 전역 최대 특징( $p_{\max}$ )과 전역 평균 특징( $p_{\text{avg}}$ ) 사이의 차를 계산하여 대조 특징( $p_{\text{cont}}$ )을 획득한다. 즉 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )의 최대값과 평균값 사이의 차를 계산하여 대조 특징( $p_{\text{cont}}$ )을 획득한다.

[0061] 강화 최대 특징 추출부(154)는 전역 최대 특징( $p_{\max}$ )을 인가받고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 특징을 추출하여 강화 전역 최대 특징( $\bar{p}_{\max}$ )을 획득한다. 그리고 강화 대조 특징 추출부(155)는 대조 특징( $p_{\text{cont}}$ )을 인가받고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 특징을 추출하여 강화 대조 특징( $\bar{p}_{\text{cont}}$ )을 획득한다.

[0062] 강화 전역 특징 결합부(156)는 강화 전역 최대 특징( $\bar{p}_{\max}$ )과 강화 대조 특징( $\bar{p}_{\text{cont}}$ )을 결합하여, 결합 전역 특징을 생성하고, 결합 전역 특징 추출부(157)는 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 결합 전역 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 전역 특징을 획득한다.

[0063] 전역 대조 특징 획득부(158)는 강화 최대 특징 추출부(154)에서 획득된 강화 전역 최대 특징( $\bar{p}_{\max}$ )과 결합 전역 특징 추출부(157)에서 강화 결합 전역 특징을 더하여 전역 대조 특징( $q_0$ )을 획득한다.

[0064] 전역 대조 풀링부(150)는 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )의 최대값에 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )의 최대값과 평균값 사이의 차를 나타내는 대조값을 반영하여 전역 대조 특징( $q_0$ )을 획득하는 방식은 수학적 식 3과 같이 표현될 수 있다.

### 수학적 식 3

[0065] 
$$q_0 = \bar{p}_{\max} + R_g(T(\bar{p}_{\max}, \bar{p}_{\text{cont}}))$$

[0066] 여기서 T는 특징의 결합을 나타내는 결합 함수이고,  $R_p$ 는 패턴 추정 방식이 학습된 결합 전역 특징 추출부(157)를 수학적으로 표현한 관계 함수이다.

[0067] 전역 대조 풀링부(150)는 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )의 최대값 및 평균값 사이의 관계를 기반으로 전역 대조 특징( $q_0$ )을 획득하는 것은 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )에 대해 최대 풀링을 수행하게 되면, 이미지 전체에서 가장 핵심이 되는 특징을 추출할 수 있다는 장점이 있는 반면, 표현할 수 있는 특징의 다양성이 제한된다. 반면, 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )에 대해 평균 풀링을 수행하게 되면, 불필요한 정보가 특징에 포함되는 비중이 높아지게 된다.

[0068] 이에 본 실시예에 따른 전역 대조 풀링부(150)는 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )에 대해 최대 풀링 및 평균 풀링의 차에 최대 풀링 결과를 더한 대조 풀링을 적용함으로써 특징 표현의 다양성을 높일 수 있도록 함과 동시에

불필요한 정보가 과도하게 특징에 포함되지 않도록 한다.

- [0069] 전역 대조 풀링부(150)에서 강화 최대 특징 추출부(154), 강화 대조 특징 추출부(155) 및 결합 전역 특징 추출부(157) 각각은 일례로 컨볼루션 신경망으로 구현될 수 있다.
- [0070] 사람 재식별부(160)는 일대다 관계 추론부(140)에서 획득된 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )와 전역 대조 특징( $q_0$ )을 최종 표현자로 인가받고, 인가된 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )를 이용하여 이미지에 포함된 사람을 재식별한다.
- [0071] 사람 재식별부(160)는 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에 대한 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )인 기준 표현자를 미리 획득하여 저장하고, 이후 탐색 대상인 사람이 포함되었는지 여부가 판별되어야 하는 재식별 이미지에 대한 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )가 획득되면, 재식별 이미지에 대한 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )와 기준 표현자 사이의 유사도를 분석하여 재식별 이미지에 포함된 사람을 재식별할 수 있다.
- [0072] 일례로 사람 재식별부(160)는 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )와 기준 표현자 사이의 유사도가 기지정된 기준 유사도 이상이면, 재식별 이미지에 탐색 대상이 포함된 것으로 판별하고, 기준 유사도 미만이면 탐색 대상이 포함되지 않은 것으로 판별할 수 있다.
- [0073] 한편, 본 실시예에 따른 사람 재식별 장치는 학습부(170)를 더 포함할 수 있다. 학습부(170)는 일대다 관계 추론부(140) 및 전역 대조 풀링부(150)를 학습시키기 위한 구성으로 학습이 완료되면 생략될 수 있다.
- [0074] 사람 재식별 장치의 학습 시에는 상기한 바와 같이, 사람의 식별자가 미리 레이블된 다수의 학습 이미지가 인가된다.
- [0075] 본 실시예에서 학습부(170)는 인공 신경망 분야에 이미 공지된 손실인 삼중항 손실(triplet losses)( $\mathcal{L}_{\text{triplet}}$ )과 크로스 엔트로피(cross-entropy) 손실( $\mathcal{L}_{\text{ce}}$ )을 기반으로 손실(L)을 수학식 4와 같이 계산할 수 있다.

#### 수학식 4

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{triplet}} + \lambda \mathcal{L}_{\text{ce}}$$

- [0076]
- [0077] 여기서  $\lambda$ 는 손실 가중치를 나타낸다.
- [0078] 수학식 4에서 크로스 엔트로피 손실( $\mathcal{L}_{\text{ce}}$ )은 수학식 5로 정의된다.

#### 수학식 5

$$\mathcal{L}_{\text{ce}} = - \sum_{n=1}^N \sum_i y^n \log \hat{y}_i^n$$

- [0079]
- [0080] 여기서 N은 미니 배치(mini-batch)에서 이미지의 개수를 나타내고,  $y^n$ 은 학습 이미지에 레이블된 식별자를 나타낸다. 그리고  $\hat{y}_i^n$ 은 최종 표현자( $q_i$ )에 대해 예측된 식별자로서 수학식 6으로 정의된다.

#### 수학식 6

$$\hat{y}_i^n = \operatorname{argmax}_{c \in K} \frac{\exp((\mathbf{w}_i^c)^T \mathbf{q}_i)}{\sum_{k=1}^K \exp((\mathbf{w}_i^k)^T \mathbf{q}_i)}$$

[0081]

[0082] 여기서  $K$ 는 식별 레이블의 개수이고,  $w_i^k$ 는 최종 표현자( $q_i$ )와 식별 레이블( $k$ )의 분류자를 나타낸다.

[0083] 한편 삼중항 손실( $L_{\text{triplet}}$ )은 수학식 7로 정의된다.

### 수학식 7

$$\mathcal{L}_{\text{triplet}} = \sum_{k=1}^{N_K} \sum_{m=1}^{N_M} [\alpha + \max_{n=1 \dots M} \|\mathbf{q}_{k,m}^A - \mathbf{q}_{k,n}^P\|_2 - \min_{\substack{l=1 \dots K \\ l \neq k}} \|\mathbf{q}_{k,m}^A - \mathbf{q}_{l,n}^N\|_2]_+$$

[0084]

[0085] 여기서  $N_K$ 는 미니 배치(mini-batch)에서 식별자의 개수이고,  $N_M$ 은 각 식별자에 대한 이미지의 개수이다(여기서  $N = N_K N_M$ ).  $\alpha$ 는 특징 공간에서 양수와 음수 쌍 사이의 거리를 제어하는 마진 변수이다. 그리고  $q_{i,j}^A$ ,  $q_{i,j}^P$ ,  $q_{i,j}^N$ 는 각각 앵커(anchor), 포지티브(positive), 및 네거티브 이미지(negative) 사람 표현을 나타내고,  $i$ ,  $j$ 는 식별자와 이미지 인덱스를 나타낸다.

[0086] 학습부(170)는 수학식 4 내지 수학식 7에 따라 손실( $L$ )이 계산되면, 계산된 손실을 일대다 관계 추론부(140) 및 전역 대조 풀링부(150)로 역전파하여 학습시킬 수 있다.

[0087] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 사람 재식별 방법을 나타낸다.

[0088] 도 4 내지 도 7을 참조하여, 본 실시예에 따른 사람 재식별 방법을 설명하면, 우선 재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 획득한다(S11). 다만 학습이 수행되는 학습 단계인 경우에는 포함된 사람의 식별자가 미리 레이블된 다수의 학습 이미지를 획득한다.

[0089] 그리고 획득된 이미지 각각에 대해 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 특징을 추출하여 3차원 특징 벡터를 획득한다(S12). 3차원 특징 벡터가 획득되면, 기지정된 크기 단위로 3차원 특징 벡터를 분할하여 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ )를 획득한다(S13).

[0090] 이후, 미리 학습된 방식에 따라 획득된 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 각각과 나머지 부분 특징 벡터들 사이의 관계를 추정하고, 추정된 관계를 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 각각에 반영하여 강화된 부분 특징 벡터인 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )을 획득한다(S14).

[0091] 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )은 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 각각에 대해 순차적으로 특징을 추출한 강화 부분 특징( $\bar{p}_1 \sim \bar{p}_n$ )과 특징이 추출되지 않은 나머지 부분 특징 벡터의 평균 풀링 결과 대해 특징을 추출한 잔여 부분 강화 평균 특징( $\bar{r}_i$ )을 결합하고, 다시 특징을 추출한 후, 대응하는 강화 부분 특징( $\bar{p}_1 \sim \bar{p}_n$ )을 더하여 획득될 수 있다.

[0092] 이와 함께 미리 학습된 방식에 따라 획득된 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 전체의 최대 특징과 평균 특징 사이의 관계를 다시 최대 특징에 반영하는 전역 대조 풀링을 수행하여 전역 대조 특징( $q_0$ )을 획득한다(S15).

[0093] 전역 대조 특징( $q_0$ )은 다수의 부분 특징 벡터( $p_1 \sim p_n$ ) 전체에 대해 최대 풀링 및 평균 풀링을 수행하고, 최대 풀링 결과와 평균 풀링 결과 사이의 차이인 전역 대조 특징과 최대 풀링 결과 각각의 특징을 추출하여 강화 대조 특징( $\bar{p}_{cont}$ )과 강화 전역 최대 특징( $\bar{p}_{max}$ )을 획득하고, 강화 대조 특징( $\bar{p}_{cont}$ )과 강화 전역 최대 특징( $\bar{p}_{max}$ )을 결합한 결과에 대해 특징을 추출한 후, 다시 강화 전역 최대 특징( $\bar{p}_{max}$ )을 더하여 획득될 수 있다.

[0094] 그리고 획득된 전역 대조 특징( $q_0$ )과 다수의 로컬 관계 특징( $q_1 \sim q_n$ )을 해당 이미지에 대한 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )로 획득한다(S16).

[0095] 획득된 이미지에 대한 최종 표현자가 획득되면, 학습 단계인지 아닌지 판별한다(S17). 만일 학습 단계가 아니면, 획득된 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )를 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에서 미리 획득된 최종 표현자( $q_0 \sim$

$q_n$ )인 기준 표현자와 비교하여 유사도를 분석한다(S18).

- [0096] 그리고 유사도 분석 결과에 따라 획득된 이미지에 탐색 대상인 사람이 포함되어있는지 여부를 판별하여 사람을 재식별한다(S19).
- [0097] 한편, 학습 단계인 것으로 판별되면, 획득된 최종 표현자( $q_0 \sim q_n$ )와 학습 이미지에 레이블된 식별자를 이용하여 손실(L)을 수학적 4 내지 7에 따라 계산한다(S20). 그리고 계산된 손실을 역전파하여 학습을 수행한다(S21).
- [0098] 도 9는 본 실시예에 따른 사람 재식별 장치 및 방법의 성능을 테스트한 결과를 나타낸다.
- [0099] 도 9는 Market1501 데이터 세트에 대해 가운데 표시된 하나의 쿼리 이미지로 본 실시예의 사람 재식별 기법을 최근에 제시된 다른 사람 재식별 기법(AlignedReID, Deep-Person, PCB)을 이용하여 재식별한 결과를 나타낸다. 여기서는 다양한 변형 환경에서도 사람을 정확하게 재식별할 수 있음을 확인하기 위해 가방을 메고 자전거를 탄 사람이 포함된 이미지를 쿼리 이미지로 설정하다. 도 9에서 초록색 테두리의 이미지는 정상적으로 재식별된 결과를 나타내고, 빨간색 테두리의 이미지는 잘못 재식별된 결과를 나타낸다.
- [0100] 도 9를 참조하면, 본 실시예에 따른 사람 재식별 기법은 이미지가 획득되는 환경의 변화가 매우 큰 경우에도 정확하게 사람을 재식별할 수 있음을 확인할 수 있다.
- [0101] 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행 시키기 위한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다. 여기서 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스 될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 또한 컴퓨터 저장 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함하며, ROM(판독 전용 메모리), RAM(랜덤 액세스 메모리), CD(컴팩트 디스크)-ROM, DVD(디지털 비디오 디스크)-ROM, 자기 테이프, 플로피 디스크, 광데이터 저장장치 등을 포함할 수 있다.
- [0102] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다.
- [0103] 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

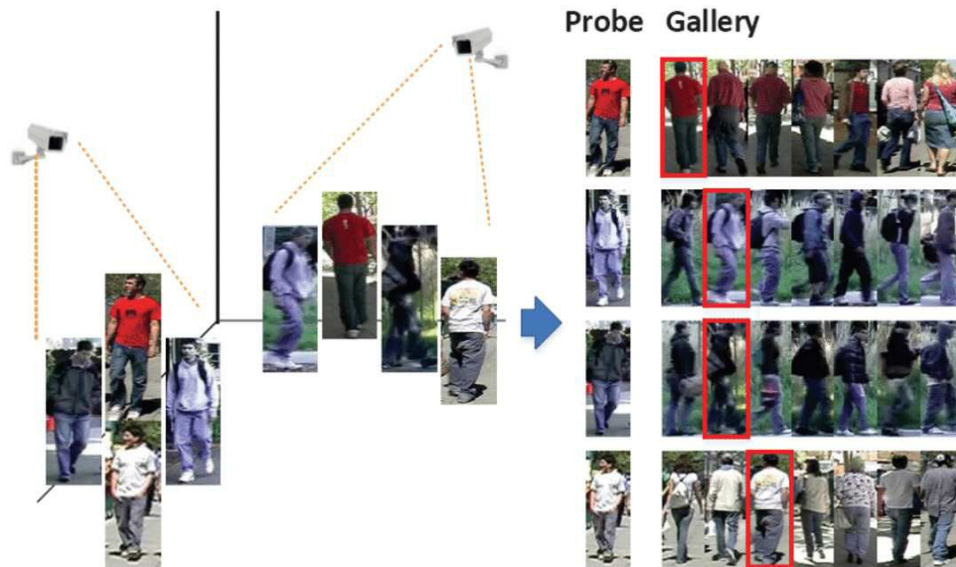
### 부호의 설명

- |        |                    |                      |
|--------|--------------------|----------------------|
| [0104] | 110: 이미지 획득부       | 120: 특징 추출부          |
|        | 130: 특징 분할부        | 140: 일대다 관계 추정부      |
|        | 150: 전역 대조 풀링부     | 160: 사람 재식별부         |
|        | 170: 학습부           | 141: 부분 특징 추출부       |
|        | 142: 잔여 부분 평균 샘플링부 | 143: 잔여 부분 평균 특징 추출부 |
|        | 144: 강화 부분 특징 결합부  | 145: 결합 부분 특징 추출부    |
|        | 146: 로컬 관계 특징 획득부  | 151: 전역 최대 샘플링부      |
|        | 152: 전역 평균 샘플링부    | 153: 대조 특징 획득부       |
|        | 154: 강화 최대 특징 추출부  | 155: 강화 대조 특징 추출부    |
|        | 156: 강화 전역 특징 결합부  | 157: 결합 전역 특징 추출부    |
|        | 158: 글로벌 대조 특징 획득부 |                      |



도면

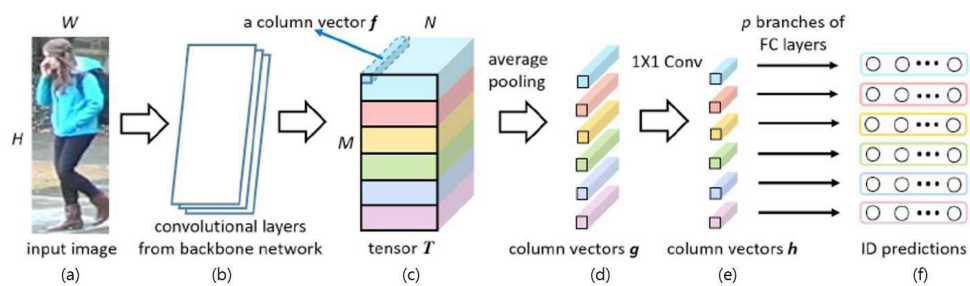
도면1



도면2

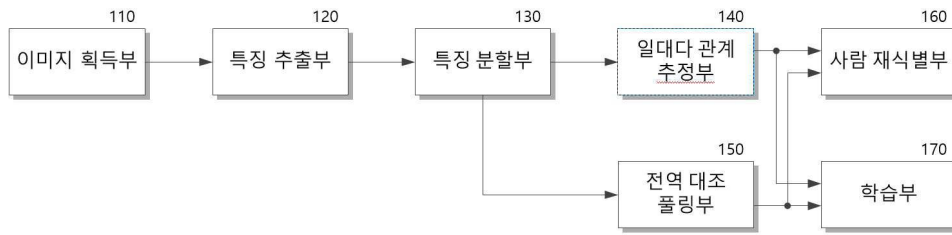


도면3

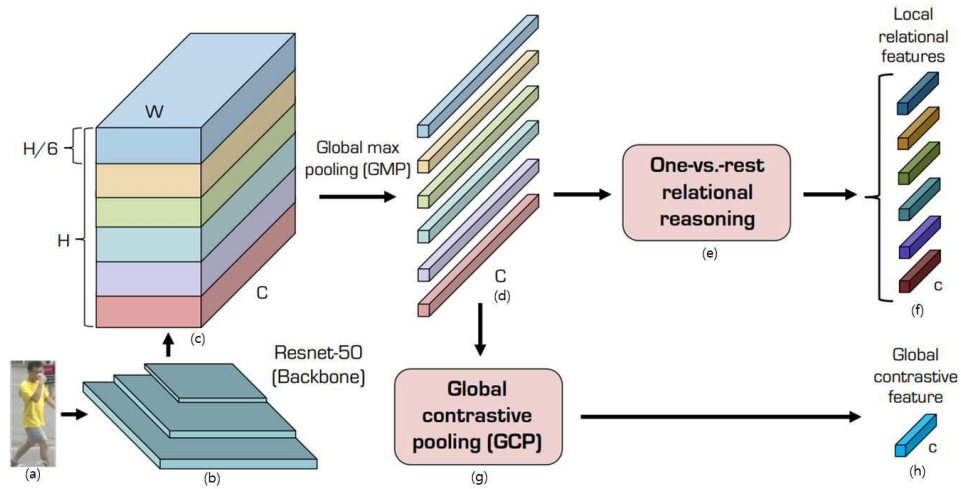




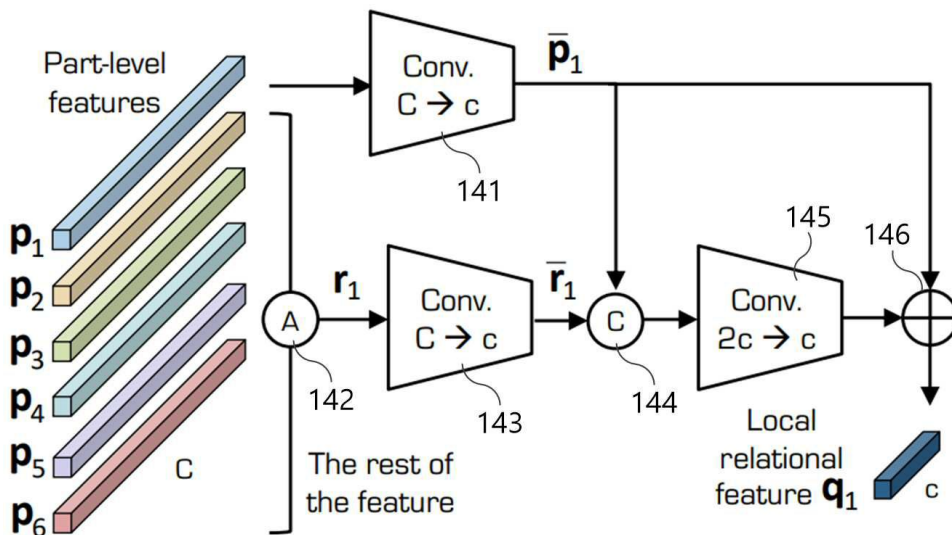
도면4



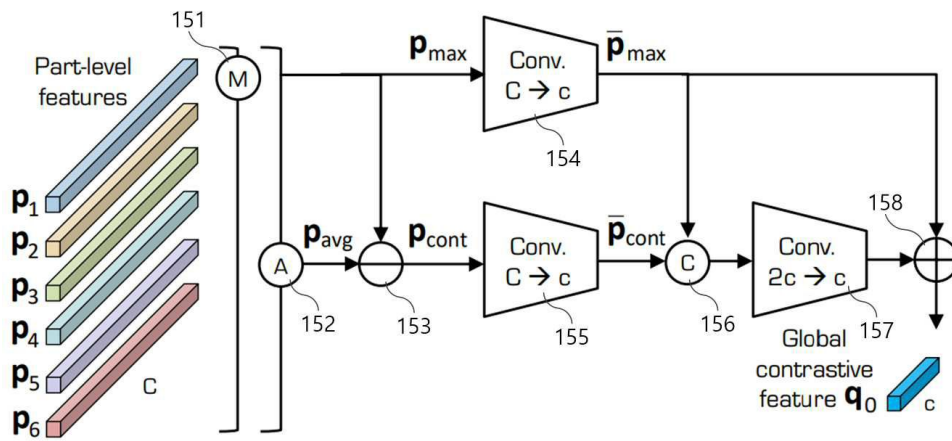
도면5



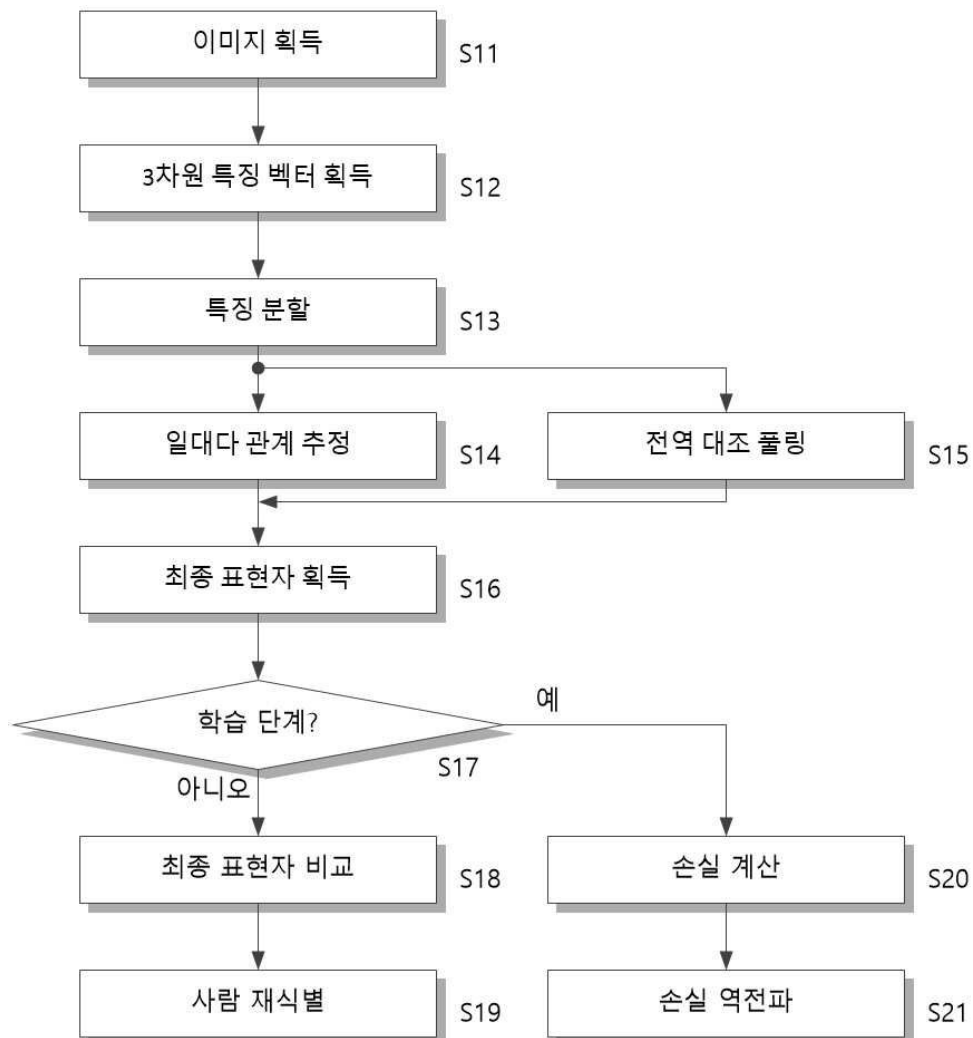
도면6



도면7



도면8



도면9



【심사관 직권보정사항】

【직권보정 1】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 청구항 1

【변경전】

포함된 사람의 식별자가 레이블된 다수의 학습 이미지를 인가받아 학습이 수행되어 이미지에 포함된 사람을 재식별하는 사람 재식별 장치에 있어서,

재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 각 이미지의 특징을 추출하여 3차원 특징 벡터를 획득하고, 기지정된 크기 단위로 분할하여 다수의 부분 특징 벡터를 획득하는 특징 추출 분할부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각과 나머지 부분 특징 벡터 사이의 관계를 추정하고, 추정된 관계를 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각에 반영하여 다수의 로컬 관계 특징을 획득하는 일대다 관계 추론부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체의 최대 특징과 평균 특징 사이의 관계를 다시 최대 특징에 반영하는 전역 대조 풀링을 수행하여 전역 대조 특징을 획득하는 전역 대조 풀링부; 및

상기 다수의 로컬 관계 특징과 상기 전역 대조 특징을 대응하는 이미지의 최종 표현자로 인가받고, 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에서 미리 획득된 최종 표현자인 기준 표현자와 비교하여 탐색 대상인 사람이 포함되어 있는지를 판별하는 사람 재식별부를 포함하되,

상기 일대다 관계 추론부는

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 하나를 기지정된 순서로 선택하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 선택된 부분 특징 벡터의 특징을 추출하여 상기 강화 부분 특징을 획득하는 부분 특징 추출부;

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 상기 부분 특징 추출부에서 선택되지 않은 부분 특징 벡터에 대해 평균 풀링을 수행하여 잔여 부분 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 샘플링부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 잔여 부분 평균 특징의 특징을 추출하여 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 특징 추출부;

상기 강화 부분 특징과 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 결합하여 결합 부분 특징을 생성하는 강화 부분 특징 결합부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 부분 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 부분 특징을 획득하는 결합 부분 특징 추출부; 및

상기 강화 결합 부분 특징과 상기 강화 부분 특징을 더하여 선택된 부분 특징 벡터에 대응하는 로컬 관계 특징을 획득하는 로컬 관계 특징 획득부를 포함하는 사람 재식별 장치.

【변경후】

포함된 사람의 식별자가 레이블된 다수의 학습 이미지를 인가받아 학습이 수행되어 이미지에 포함된 사람을 재식별하는 사람 재식별 장치에 있어서,

재식별되어야 하는 사람이 포함된 다수의 이미지를 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 각 이미지의 특징을 추출하여 3차원 특징 벡터를 획득하고, 기지정된 크기 단위로 분할하여 다수의 부분 특징 벡터를 획득하는 특징 추출 분할부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각과 나머지 부분 특징 벡터 사이의 관계를 추정하고, 추정된 관계를 상기 다수의 부분 특징 벡터 각각에 반영하여 다수의 로컬 관계 특징을 획득하는 일대다 관계 추론부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 부분 특징 벡터 전체의 최대 특징과 평균 특징 사이의 관계를 다시 최대 특징에 반영하는 전역 대조 풀링을 수행하여 전역 대조 특징을 획득하는 전역 대조 풀링부; 및

상기 다수의 로컬 관계 특징과 상기 전역 대조 특징을 대응하는 이미지의 최종 표현자로 인가받고, 탐색 대상이 되는 사람이 포함된 이미지에서 미리 획득된 최종 표현자인 기준 표현자와 비교하여 탐색 대상인 사람이 포함되어 있는지를 판별하는 사람 재식별부를 포함하되,

상기 일대다 관계 추론부는

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 하나를 기지정된 순서로 선택하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 선택된 부분 특징 벡터의 특징을 추출하여 강화 부분 특징을 획득하는 부분 특징 추출부;

상기 다수의 부분 특징 벡터 중 상기 부분 특징 추출부에서 선택되지 않은 부분 특징 벡터에 대해 평균 풀링을 수행하여 잔여 부분 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 샘플링부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 잔여 부분 평균 특징의 특징을 추출하여 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 획득하는 잔여 부분 평균 특징 추출부;

상기 강화 부분 특징과 상기 잔여 부분 강화 평균 특징을 결합하여 결합 부분 특징을 생성하는 강화 부분 특징 결합부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 부분 특징의 특징을 추출하여 강화 결합 부분 특징을 획득하는 결합 부분 특징 추출부; 및

상기 강화 결합 부분 특징과 상기 강화 부분 특징을 더하여 선택된 부분 특징 벡터에 대응하는 로컬 관계 특징을 획득하는 로컬 관계 특징 획득부를 포함하는 사람 재식별 장치.