

-걸음걸이 기반 사람 재식별-

졸업프로젝트

최종 보고서



소프트웨어학과 201511211 윤지호

컴퓨터공학과 201511178 김근욱

컴퓨터공학과 201511208 유선규

## 목차

### 1 개요

- 1.1 프로젝트 기획 배경
- 1.2 기술 동향
- 1.3 프로젝트 주요 기능 및 특징
- 1.4 조원 구성 및 역할 분담
- 1.5 일정

### 2 프로그램 흐름도

- 2.1 프로그램 Flow-Chart

### 3 비기능적 요구사항 (아래 사항 중 해당 프로젝트와 관련된 것만 기술)

- 3.2 신뢰성
- 3.3 성능
- 3.4 이식성& 3.5 유지관리
- 3.6 구현상 제약사항
- 3.8 법적 제약사항

### 4 프로그램 상세

- 4.1 실루엣 및 GEI
  - 4.1.1 Background Matting
  - 4.1.2 Mask-RCNN
- 4.2 Re-id

### 5. 주요 기능 실행 화면

### 6. 테스트

- 6.1 정확도 테스트
- 6.2 속도 테스트

### 7. 결론

- 7.1 시스템 활용 방안
- 7.2 부족 사항 및 추후 개발 계획

<부록 1> 사용자 설명서(매뉴얼)

<부록 2> 컴파일 및 설치, 실행 설명서

# 1. 개요

## 1.1. 프로젝트 기획 배경

보안/치안에 관한 문제는 아주 오래전부터, 장소, 시간과 관계없이 우리와 떼어놓을 수 없는 존재가 되었다. 이러한 배경으로 지금까지 많은 생체 인식(biometric) 시스템이 개발되어 왔고, 지금도 계속 새로운 방식의 생체 인식이 개발되고 있다. 사람이 직접 사람을 식별하던 때를 지나, 지금은 많은 발전을 이뤄 현대 생체 인식의 시작점이었던 지문 인식부터, 홍채 인식, 정맥 인식, 안면 인식까지, 많은 생체 인식 시스템이 개발되어왔고, 현재에는 대부분의 사람들이 지문을 가볍게 스캔하거나, 카메라를 잠시 쳐다보는 방식으로 간단하게 스마트폰의 잠금을 해제하기도 한다. 이러한 많은 생체 인식 시스템이 상용화된 현재에, 가장 주목받고 있는 차세대 생체 인식 기술 중 하나로 걸음걸이 분석이 있다.

걸음걸이 분석은 다른 생체인식 기술들과는 다르게, 생체인식의 대상자의 의지와 관계없이 분석이 가능하다는 특징이 있다. 지문, 홍채, 안면, 정맥 인식 모두 사람이 인식 매체에 직접 접근하여 손을 가져다 대거나, 카메라 앞에서 잠시 응시하거나 하는 의지적인 행동이 필요한데, 이는 개인 전자기기나 장소 등의 잠금을 해제할 때에 의미가 있지만 범죄자 따위의 특정 인물을 추적하거나 판단할 때에는 어려움이 있다. 반면, 걸음걸이 분석은 비교적 멀리서 찍은 영상을 분석하는 것 만으로도 인식이 가능하다. 따라서 걸음걸이 분석은 공공장소의 보안 유지나, 범죄자 추적 등에서 효과적이다.

걸음걸이는 인체의 다른 요소들과 같이, 개인마다 고유한 패턴을 가진다는 연구가 있으며, 사람이 걷는 모습은 모든 사람이 많은 시간동안 지속하는 동작이기 때문에 학습을 위한 데이터를 모으는 것도 어렵지 않을 것으로 보인다.

또 다른 부분인 cctv를 이용한 수사 과정에서 대부분 cctv를 일일이 찾으며 범인이나 도주 차량 등을 추적하는 방식으로 진행하는데 만약 대상 물체를 인식하여 여러 영상에서도 추적할 수 있다면 일일이 조사하는 방식보다 낭비를 줄일 수 있을 것이다.

## 1.2. 기술 동향

### 1.2.1. Computer Vision 이전의 방식

이진화 된 실루엣 걸음걸이 정보를 분석하는 방법이다. 한 걸음걸이 안에서의 실루엣 이미지 집합을 이용해, PCA 분석을 통해 고유값을 찾고 그것으로 사람 인식을 한다.

크게 사람 인식 및 추적, 특징 추출, 학습 및 분류 (human detection and tracking, feature extraction, and training or classification) 이렇게 세 순서로 진행된다.

- 사람 인식 및 추적

고정된 배경 이미지에서 밝기 변화가 감지되는 부분 (움직임이 검출되는 부분)을 감지하여 배경과 움직이는 물체를 이진화 하여 분리해준다. 따라서 제한된 환경에서는 장애가 있을 수 있다. 그리고 noise 제거를 위해 따로 후처리가 필요하다.

- 실루엣 추출

위에서 구한 이진화 2D 이미지에서 중심점을 구하고 모든 테두리에서 이 중심점까지의 거리를 구하여 이 값들을 1D 신호로 변환한다.

- 학습 및 분류

이제 위에서 얻은 1D 신호에 대해서 Single Value Decomposition을 수행, eigenvectors를 구한다.

구한 eigenvectors와 1D 신호 벡터의 곱으로 projection centroid를 구하고, 걸음마다 이 값을 이용해 사람을 구별한다.

배경 제거와 eigenvectors를 구하고 인식하는 과정에서 방법과 계산량이 매우 간단하여 여 연산 비용을 크게 줄였다. 실험 과정에서 비전 기술이 발달되기 전이었지만 제한된 환경에서만 좋은 성과를 낸 방식이다.

### 1.2.2. GEI

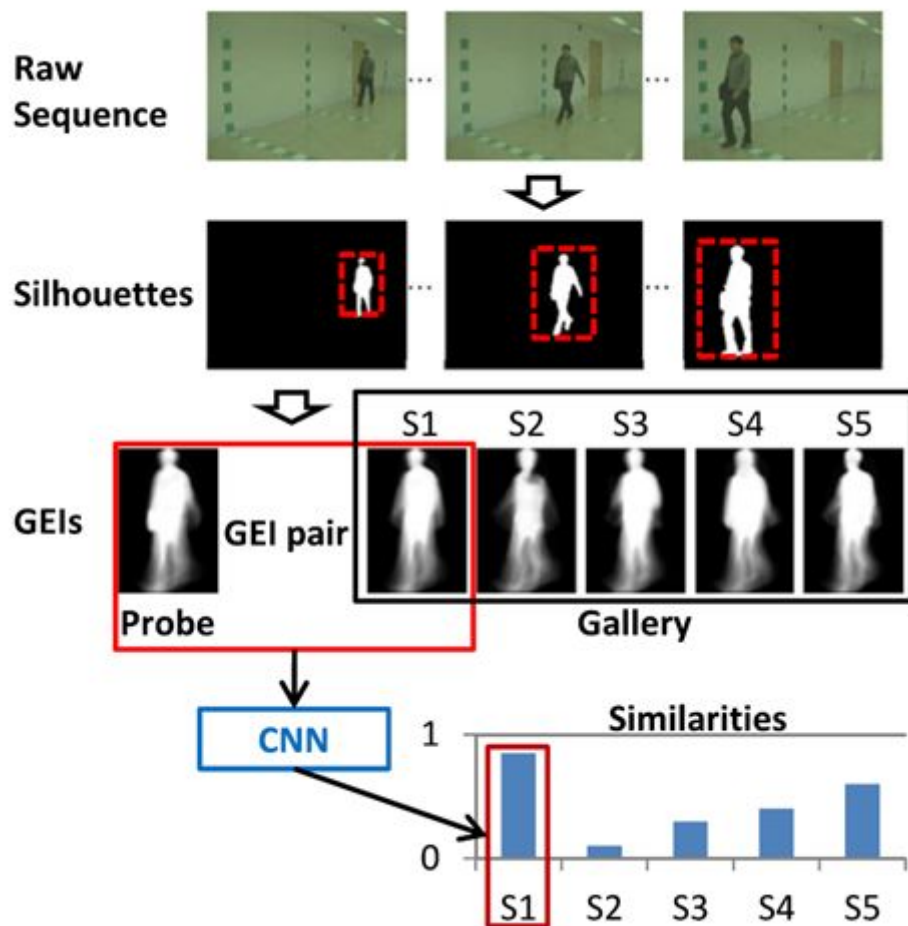
걸음 영상의 매 frame으로부터 사람을 실루엣내어 모든 실루엣을 한 이미지로 평균내어 합치는 방식. 한 걸음걸이 사이클을 한장의 이미지에 담기 때문에 공간적, 시간적 측면에서 효율적이고, 노이즈의 영향을 덜받음. 처음 공개되었을 때 부터, 현재에 이르기까지 걸음걸이 인식에 있어 가장 많이 사용되고 있으며, 여러 variation들도 있음.



### 1.2.3. CNN

<A Comprehensive Study on Cross-View Gait Based Human Identification with Deep CNNs>

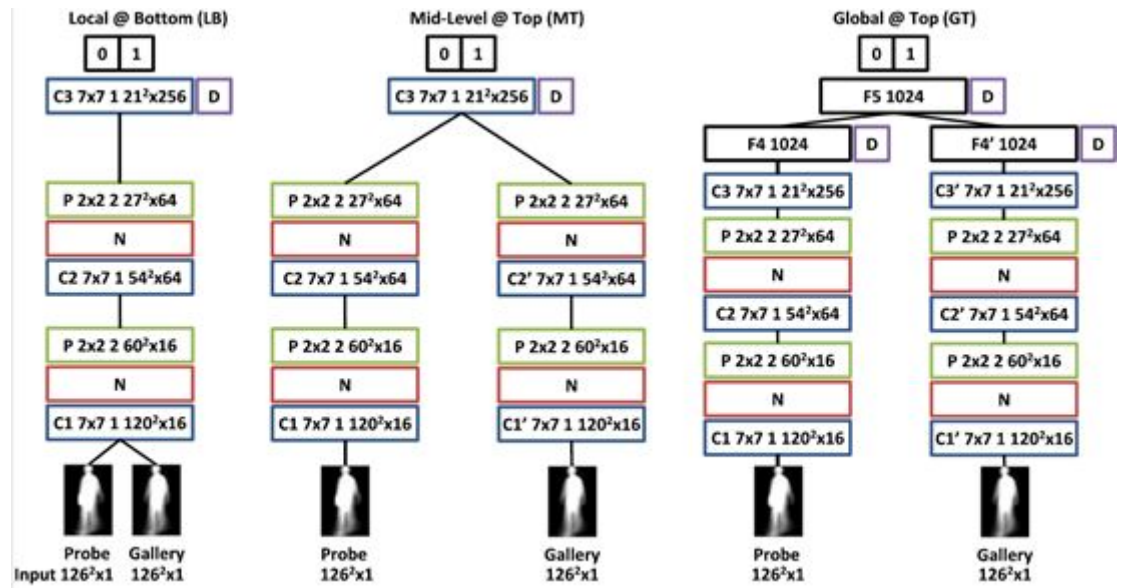
기존의 연구들은 앞서 소개한 대로 최근에 많이 사용되고 있는 DNN이나 CNN과 같은 딥 러닝을 사용하지 않는 지도 학습이었고, 다양한 시도들이 있어왔다. 최근 들어 딥 러닝, neural network에 대한 연구가 활발해지고, 그 활용도가 넓어짐에 따라 Gait 분석에서도 딥 러닝을 활용한 연구가 등장하기 시작했다. 이 분야는 이미지와 영상을 주로 다루다 보니 DNN보다는 CNN이 주로 쓰이며, 이 연구는 CNN(Convolutional Neural Network)을 설계하여 gait를 비교하며 딥 러닝을 통한 Gait 분석의 시발점이 된 연구다.



- 그림: CNN을 통한 gait recognition

위 그림에서 가장 위에 있는 Raw Sequence를, B에서처럼 Silhouettes로 변환시킨 후, C에서의 GEI로 변환하여 Gallery 데이터에 갖고 있는 GEI중 가장 유사한 것을 찾아내는 과정이다. 여기까지는 기존의 GEI를 이용하는 연구들과 유사하지만 이

연구는 여기서 GEI pair들을 비교하여 가장 유사한 것을 찾는 과정을 CNN을 통해 구현하였고, convolutional layer의 수, 두 GEI를 matching하는 단계를 달리 하여 다양한 network architecture를 설계하여 각각 시도했다.



- 그림 : convolutional layer가 3개인 network들의 예시. 두 GEI 이미지를 matching 하는 단계를 달리하여 LB, MT, GT로 나뉘며, 파란색 C layer는 convolutional layer, 붉은색 N layer는 Normalization, 녹색 P layer는 pooling layer를 의미한다.

그 결과 Gait recognition 분야에서 가장 많이 쓰이는 세가지 데이터셋(CASIA-B, OU-ISIR, USF) 모두에 대해 기존의 다른 연구들에 비해 더 높은 인식률을 보였다.

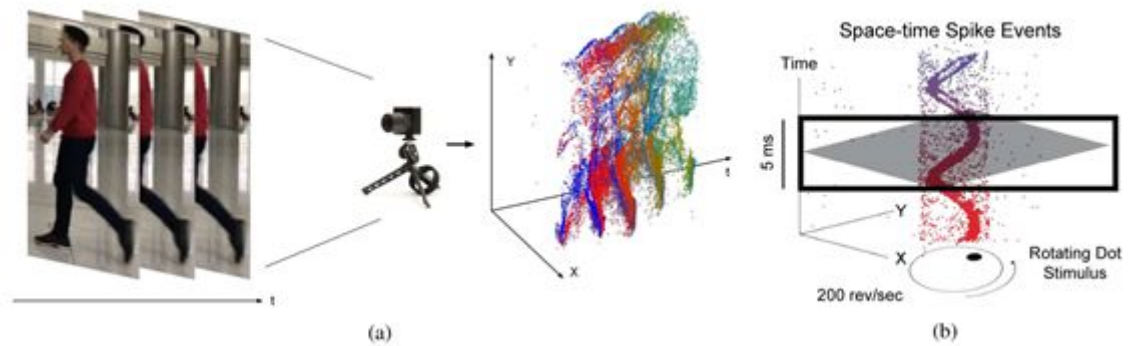
#### i. 문제점

사용한 데이터 셋이 앞서 다른 연구들과 같이 모두 연구 목적으로 별도로 걸음을 인식하기 쉽게 만들어진 데이터 셋이기 때문에 실제 상황에 적용하기에는 무리가 있다.

#### 1.2.4. 기타 방식

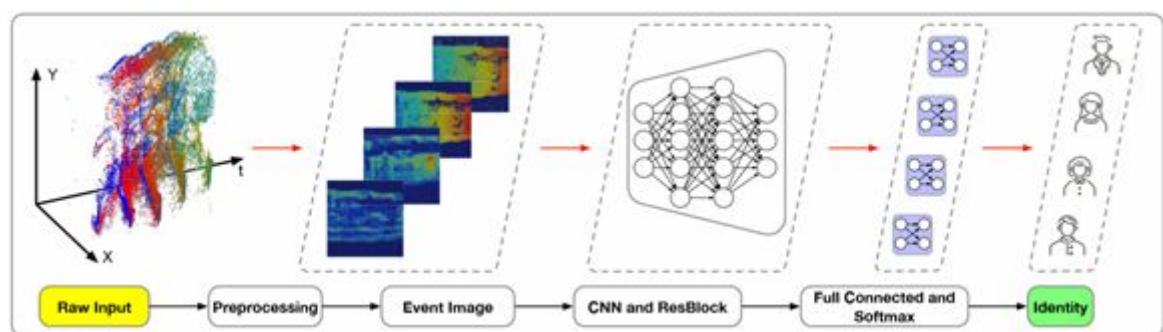
<EV-Gait: Event-based Robust Gait Recognition using Dynamic Vision Sensors>

Computer Vision 분야에서 최근 가장 주목받는 최신 연구 중 하나로 기존의 RGB frame based 카메라로 촬영하는 것이 아닌 DVS(Dynamic Vision Sensors)를 이용하는 방법에 대한 연구다. DVS는 사람의 눈이 물체를 보는 원리를 적용한 기술이며, 기존의 카메라처럼 RGB 이미지의 프레임들을 찍는 것이 아닌 픽셀의 변화(event)만을 감지하여 기록하는 센서다.



- 그림: (a)는 좌측에는 일반 카메라, 우측에는 DVS가 촬영하는 데이터를 비교한 그림이다. DVS는 (a)의 우측과 같이 변화를 감지하여 기록하고, 붉은색은 양의 변화, 푸른색은 음의 변화를 의미한다. (b)는 점이 원 둘레를 따라 움직일 때 DVS가 만들어내는 데이터이며, 시간 축을 따라 나선형으로 기록된다.

이 때, DVS로 데이터를 얻는 경우 원하는 정보 외의 다른 정보가 자연스럽게 포함되는데, 이 noise들을 최대한 지우는 noise canceling에 대한 기존 연구들이 존재하지만 이 연구에서는 Gait 인식을 위한 noise canceling 방법을 제시하고, noise cancelation에 있어 98%이상의 정확도를 보여준다.

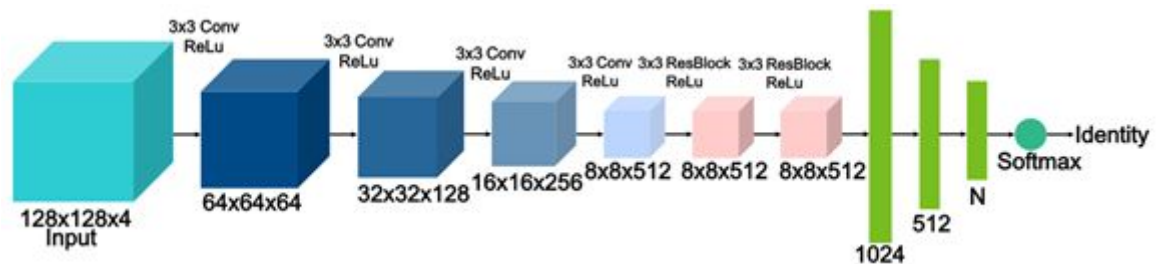


- 그림: 이 연구에서 소개하는 일련의 과정을 나타낸 그림. DVS input을 noise canceling을 거쳐 deep learning이 가능한 형태의 데이터로 변환하고, deep neural network를 거쳐 사람의 identity를 식별한다.

DVS는 x, y, t, p로(x, y는 2차원 좌표, t는 시간, p는 양/음) 이루어진 데이터 시퀀스를 만들어내고, 이 데이터로 위 그림과 같이 4개의 convolutional layer와 그 외 residual



block들과 Affine layer들을 포함하는 neural network를 이용해 사람을 식별한다. 이때 CASIA-B 데이터셋( $0^{\circ}\sim 180^{\circ}$ 로 각도별로 연구 목적으로 배경 없이 별도 촬영된 데이터셋)에서는 앞서 언급한 CNN 네트워크 방식과 유사하거나 약간 더 좋은 성능을 보이는데, 실제 환경과 유사한 조건에서 별도 촬영된 데이터에서는 최대 96%의 성능을 보였고, 이러한 실제 환경에서의 시도는 Gait Recognition 분야에서는 최초라고 한다.



- 그림: 이 연구에서 사용하는 network architecture. 4개의 Convolutional layer, ReLu함수를 사용하였으며, 2개의 Residual Block과 그 외 Affine 계층들이 있고 Softmax를 활성화 함수로 사용한다.

#### i. 문제점

실제 환경과 유사한 조건에서 Gait Recognition을 시도하여 높은 인식률을 보였다는 점에서의 의미는 크지만 DVS라는 특수한 장비를 활용하다 보니 여전히 활용도를 넓히기에는 무리가 있다. 또한, 이러한 연구에서는 사람이 앞으로 계속해서 걷는 모습을 촬영하지만, 실제로는 사람이 앞으로만 걷지는 않기 때문에 인식에 어려움이 있을 수 있다.

### 1.3. 프로젝트 주요 기능 및 특징

저희는 여러 조사 결과 GEI라는 아이디어 자체는 걸음걸이 인식에 있어 정확성, 효율성 면에서 좋은 방법이라고 판단하여 GEI를 기반으로 걸음걸이를 인식하려 합니다. 하지만 GEI를 이용한 기존의 연구에서 나타난 가장 큰 문제점은 환경에 따라 실루엣이 정확하게 잡히지 않아 학습 정확도에 영향을 미치고, 이 때문에 일부 연구의 경우 정확한 실루엣을 위해 데이터셋 촬영을 크로마키와 같은 특수 환경에서 작성했습니다. 이 경우 실제 환경에는 적용하기 어렵다는 문제점이 있어, 환경에 상관 없이 GEI를 만들어 낼 수 있는 방법을 Background Matting과, Mask R-CNN을 응용해

제시합니다. 나아가, 분류 신경망이 아닌 Siamese Re-id 신경망으로 학습하여, 데이터베이스 상태와 관계 없이 사람을 재 식별할 수 있는 모델을 학습합니다.

#### 1.4. 자원 구성 및 역할 분담

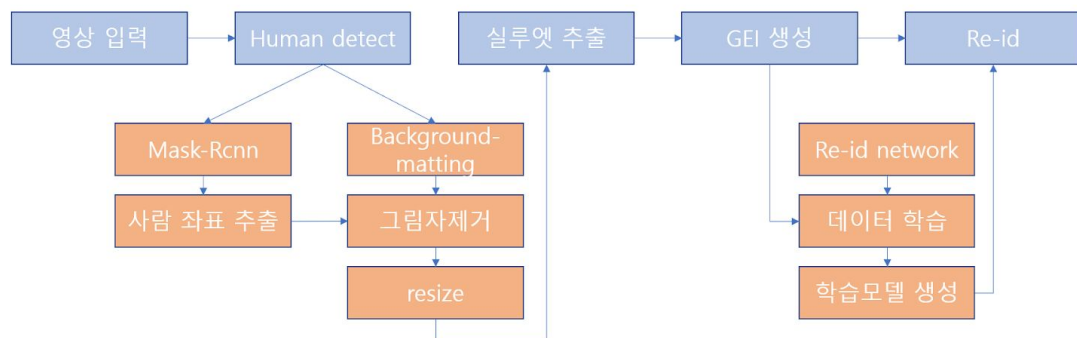
김근욱	<ul style="list-style-type: none"> <li>- GEI생성</li> <li>- Re-identification 네트워크 구성</li> <li>- Open cv 영상 처리</li> </ul>
유선규	<ul style="list-style-type: none"> <li>- GEI생성</li> <li>- Re-identification 네트워크 구성</li> <li>- Open cv 영상 처리</li> </ul>
윤지호	<ul style="list-style-type: none"> <li>- GEI생성</li> <li>- Re-identification 네트워크 구성</li> <li>- Open cv 영상 처리</li> </ul>

#### 1.5. 일정

	2019.09	2019.10	2019.11	2019.12	2020.01	2020.02	2020.03	2020.04	2020.05	2020.06
주제선정										
요구사항 분석										
설계										
구현										
테스팅										
피드백 및 최종 구현										

## 2. 프로그램 흐름도

#### 2.1. 프로그램 Flow-Chart



## 3. 비기능적 요구사항 (아래 사항 중 해당 프로젝트와 관련된 것만 기술)

#### 3.1. 신뢰성

CASIA-B 데이터는 Institute of Automation chinese Academy of Sciences의 center for Biometrics and Security Research에서 2005년에 만들어져 전세계 수 많은 영상처리 연구에 사용되어 온 논문으로 가장 많이 쓰이고 있는 데이터셋 중 하나입니다. 일반적으로 제공되는 데이터는 실루엣 데이터이고, 원본 영상 데이터는 직접 이 연구실에 학술적인 용도로만 사용한다는 메일을 보내어 받아 사용하여 데이터셋에 대한 신뢰성은 보장되어 있습니다.

실루엣 추출 및 GEI 생성에서 Background Matting에서 는 별다른 error는 없었으며, Mask R-CNN에서 간혹 사람과 유사하게 생긴 구조물을 사람으로 판단하는 경우가 있어 GEI 생성 에서 제외된 경우가 간혹 있었지만 총 13000여장 중 20장 미만이었습니다.

그외 오류가 발생하지 않고 생성 된 GEI 13000여장 중 비정상적으로 생성된 GEI는 옷차림의 색과 배경의 색이 같고 조명도 없는데다 이를 육안으로도 명확히 분간하기 어려운 정도로 해상도가 낮은 경우 단 3장만 Background Matting이 잘못된 실루엣을 내었습니다.

그 외 99.9%의 경우에는 정상적인 GEI를 생성합니다.

관련 학술 연구지들을 참고하여 학습 모델을 설계하고, 학습을 구성했으며, train/test/validation set모두 완전 분리하여 학습했습니다.

### **3.2. 성능**

사람의 재식별 과정이 실시간으로 동작할 만큼 빠르게 수행되면 좋겠지만, 딜레이가 조금 있거나 녹화영상을 사용하더라도 원하는 사람을 정확하게 찾아내는 것이 중요하다. 그중에서도 False Negative인 경우를 최소한으로 줄이는 것이 중요하다.

### **3.3. 이식성 & 유지관리**

로컬 상에 위치한 데이터 베이스를 이용하여 학습, 동작하기 때문에 저장소 위치를 따로 지정해주어야하고 원하는 데이터 베이스를 담을 메모리 공간이 필요하다. 학습과 동작에 사용한 영상은 주로 avi 파일을 사용하였지만 해당 컴퓨터에서 재생이 가능하고, opencv에서 다룰 수 있는 모든 동영상 파일을 입력으로 사용가능하다. 또한 사용자가 원하는 다른 데이터 셋으로도 학습이 가능하다.

### **3.4. 구현상 제약사항**

걸음걸이 인식을 위해서는 걸음걸이를 분석할 학습 데이터가 필요하다. 사람들이 걷는 영상이 필요한데 Open Source로 나와있는 걷는 영상들은 해상도가 낮아 기대했던 학습 정확도에 못 미쳤다. 학습 데이터의 해상도가 더 높으면 더 높은 정확도를 기대할 수 있을 것이다.

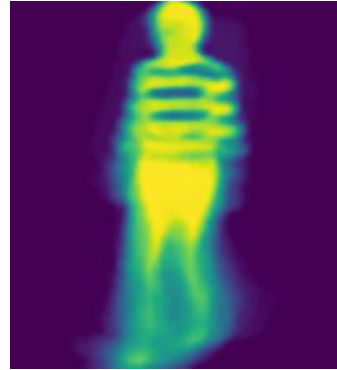
### **3.5. 법적 제약사항**

cctv는 설치된 목적과 관계없이 대다수의 경우 피촬영자의 의지와 관계없이 촬영하고 저장되므로 초상권, 사생활의 비밀과 자유, 개인정보 자기 결정권 등의 침해로부터 자유로울 수 없고, 몇 가지 조건이 맞는다면 수사에 활용하거나 증거물로 사용할 수 있지만 법적인 한계를 완전히 벗어나기는 어려워 보인다. CASIA-B 데이터 셋을 학술적 용도로만 사용하기로 약속해서 바로 상업적으로 판매하거나 사용하기는 어려울 것으로 보인다.

## 4. 프로그램 상세

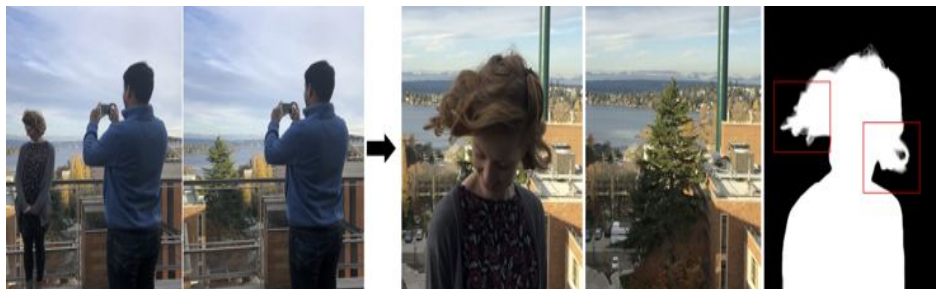
### 4.1. 실루엣 및 GEI

#### 4.1.1. Background Matting



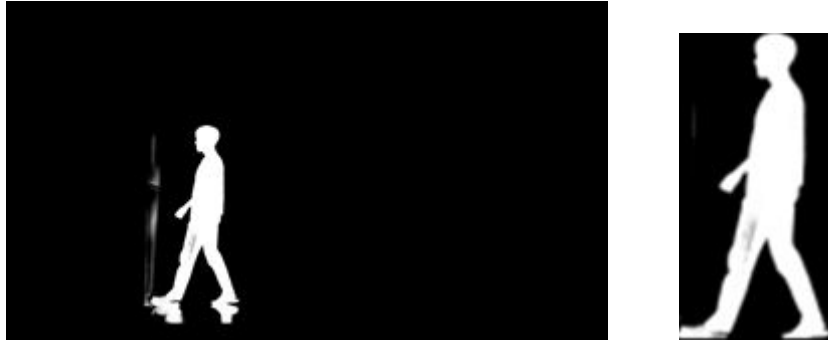
<배경가 얼굴색이 비슷한 경우> <옷새깔과 배경색이 비슷한 경우>

GEI를 만들기 위한 실루엣 생성과정중 주변 Noise, 배경과 사람이 색깔이 같은 경우 실루엣이 깔끔히 생성되지 않아 배경의 Noise를 없애고 깔끔한 실루엣만 extract하기위해 background matting사용



<Background-matting로 추출한 실루엣>

#### 4.1.2. 그림자 제거 및 resizing



구해낸 실루엣에서 그림자나 비침은 제거하고 사람 부분만 정확하게 잘라 GEI 생성에 사용해야 할 필요가 있어 Mask R-CNN을 사용.

Mask R-CNN은 이미지로부터 여러가지 학습되어있는 개체들을 인식하는 모듈. 사람, 자동차 등 수십여개 개체들이 학습되어 있으며, 용도에 맞게 별도로 추가 학습도 가능. 환경, 장애물 등에 관계 없이 높은 정확도를 보인다. 인식한 개체 영역(Mask) 및 직사각형 범위(roi)를 알 수 있어 이를 응용하면 정확히 사람만 자를 수 있다.

### 4.2. 데이터 학습 및 재식별

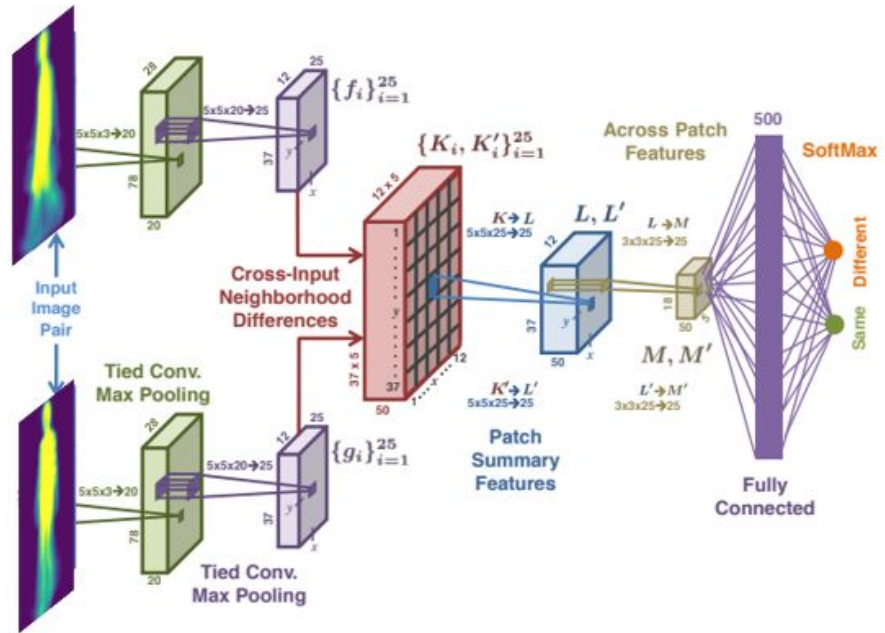
#### 4.2.1. 기존 분류 학습망 문제점

기존 분류 학습망을 단순히 사용할 때, 입력이 들어오면 주어진 라벨에 대해서 확률로 나타내는 모델을 떠올릴 수 있다. 하지만 새로운 데이터가 추가되어야 할 때 마다 학습을 새로 해야하는 등 어려움이 있고, 그 데이터의 양도 학습에 잘 될 만큼 충분히 많은 데이터가 필요하다는 단점이 있다. 또한 데이터에 없는 사람이 입력으로 주어질 경우에도, 데이터에서 유사한 사람을 찾게 되어 모순적이다.

#### 4.2.2. Re-id 학습망 구상

단순 분류 학습망과는 달리 Re-id 학습망은 두 입력 영상에 대해서 두 영상이 같은 사람인지 아닌지를 아웃풋으로 도출하는 신경망이다. 이 신경망을 사용하면 입력으로 주어진 사람이 없는 경우에도 이 사람 영상 데이터를 새로 추가하여 한 번만 더 비교를 하면 되는 구조이기 때문에 불특정 다수를 비교하는 시스템에서는 더 적절한 방법이다.

#### 4.2.3. Re-id 학습망 구조



한 쌍의 GEI를 기존 CNN 방식의 Convolutional Layers를 거쳐 나온 feature map을 생성하고 두 feature map의 부분차이를 이용한 merge layer로 새로운 하나의 feature를 생성 후 fully connected layers를 거쳐 같은 사람인지 여부를 label로 학습

#### 4.2.4. 학습 방법

CASIA-B의 영상 데이터를 이용하여 GEI를 생성

(124명 x 11개 각도 x 다른 시간/옷차림 10회 촬영 = 총 13000여개)

(각도는 0도(뒷모습)부터 180도(앞모습)까지 11개각도)

(54도, 72도, 90도(옆모습), 108도, 124도) 중 train/validation/test 를 1~51번/52~73번/74~124번 사람으로 분리

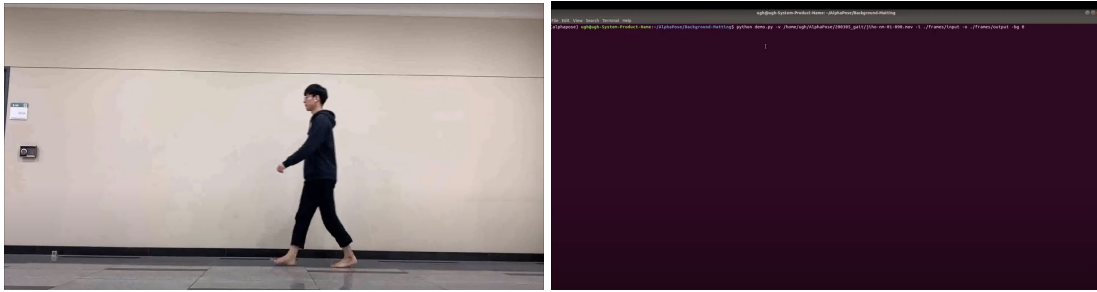
각 그룹에서는 이미지 두개를 무작위로 짝을 지어 input으로 사용

총 32000쌍/6500쌍/32000쌍으로 구성

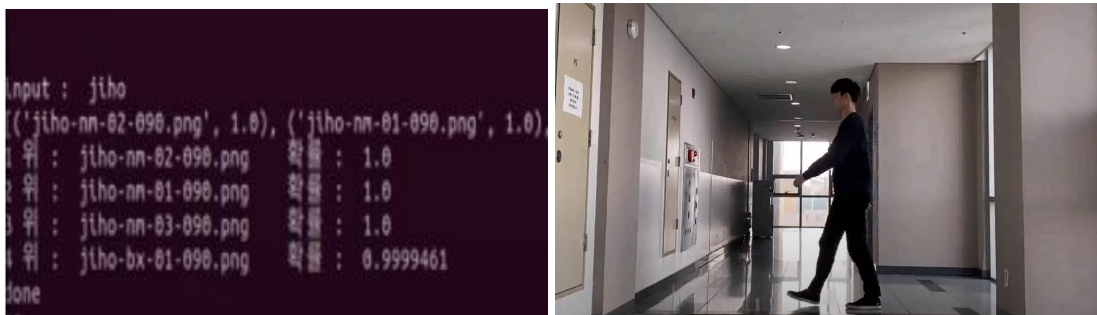
같은 사람 쌍 : 다른 사람 쌍의 비율은 1:1로 구성

validation accuracy는 최대 85% 정도

## 5. 주요 기능 실행 화면



<Input 영상을 parameter로 프로그램 실행>



<Ranking순 Output 출력>

## 6. 테스트

### 6.1. 정확도 테스트

training set과 분리된 test set에서 뽑은 32000쌍의 test data 에서는 약 85%의 정확도를 보였다.

re-id 정확도

(rank N : 상위 N개에 정답 존재하는 비율)

input 영상을 GEI로 만든 후 test set의 모든 GEI와 비교를 하고 같은 사람일 확률을 기준으로 sort 하였을 때 상위 N개에 대하여 다음과 같은 결과를 보였다

	rank1	rank5	rank10
test1	100%	100%	100%
test2	100%	100%	80%
test3	100%	100%	90%
test4	100%	80%	90%
test5	100%	100%	80%

test6	100%	80%	80%
test7	100%	100%	100%
test8	100%	100%	80%
평균	100%	95%	87.5%

## 6.2. 속도 테스트

테스트 환경

CPU : AMD Ryzen 9 3900X 12-Core Processor (3.79 GHz)

SSD : HP SSD EX920 512GB

16GB RAM

GPU : NVIDIA GeForce RTX 2070 SUPER

OS : Ubuntu 18.04

	gpu 구동시간	mask-rcnn	backmatting	비교
자체 영상 (1920x1080)	11초	90초(194개) 평균 프레임 당 약 0.46초	50초 105개 평균 프레임 당 약 0.48초	구동(gpu initializing, model loading) 20초, 1초(10개)
casi-b (320x240)	9초	35초 (114개) 평균 프레임 당 약 0.3초	8초 47개 평균 프레임 당 약 0.17초	구동20초, 2분 6600du개 2분
평균	10초	프레임개수, 화질따라 다름	프레임개수, 화질따라 다름	0.02초/회

## 7. 결론

### 7.1. 시스템 활용 방안

현재 특정 사람이 걷는 영상을 Input으로 프로그램을 실행하면 해당 사람과 같은 사람인 확률 순으로 결과가 나온다.

하지만 현재까지는 Input 영상에 한 사람이 장애물에 가려진 모습 없이 찍혀야 재식별이 가능한 수준이지만 장애물이 있거나 여러사람이 나오는 영상, 혹은 같은 사람이어도 다른 각도로 찍히는 영상인 경우에서도 비슷한 정확도로 잘 동작한다면 실제 CCTV환경에서도 실제로 활용할 만한 기술이 될 것이다.



## 차별점 및 추후 개발 계획

기존 걸음 걸이 연구들은 깔끔한 실루엣을 얻기 위해 크로마키 같은 단순한 배경에서만 실험을 진행하였으나, 본 프로젝트에서는 cctv환경 같은 복잡한 환경에서도 동작이 가능하다.

이를 이용하여, 여러사람이 등장하는 영상에서 각각의 사람들에 대하여 독립적으로 GEI를 계산하여 비교하는 기술을 개발한다면 여러사람들을 동시에 재식별하는 기능을 할 수 있을 것이다. 여러사람이 있는 경우 자주 생기는 occlusion 문제는 Partial network를 이용하여 해결할 수 있고, 각도가 다를 때 정확도가 떨어지는 문제는 Re-Ranking 기술을 사용하여 해결할 수 있다. 이 점들을 추가로 개발한다면 실제 환경에서도 동작하는 프로그램을 개발할 수 있다.

## 8. Reference

### <부록1> 사용자 설명서(매뉴얼)

1. Background-Matting/ 로 이동한다.
2. `python Background-Matting/demo.py -v VIDEO_PATH -i INPUT_FOLDER_PATH -o OUTPUT_FOLDER_PATH -bg 0or1(배경 프레임이 따로없으면 0)` 명령어로 프로그램을 실행시킨다.
3. 프로그램이 끝나면 70%이상 일치하는 후보들이 전체 출력되고 그중에서도 가장 높은확률을 나타내는 10개의 후보가 출력된다.
4. /Background-Matting/GEI/ 에서 생성된 GEI를 확인할 수 있다.

### <부록2> Prerequisites

- Ubuntu 18.04
- Anaconda 가상환경 사용
  - 주요 필요 모듈
  - Python 3.3
  - numpy
  - open-cv 4.2.0
  - tensorflow-gpu 1.15.0
  - keras 2.2
  - matplotlib 3.1.1
  - torch 1.3.1

## <부록2> 참고문헌

- [1] Murat EK'INC' I "Human Identification Using Gait" Turk J Elec Engin, VOL.14, NO.2 2006
- [2] Sagor Chandro Bakchy, Md. Rabiul Islam and Abu Sayeed "Human Identification on the Basis of Gait Analysis Using Kohonen Self-Organizing Mapping Technique" 2nd International Conference on Electrical, Computer & Telecommunication Engineering (ICECTE) 8-10 December 2016
- [3] Thunwa Sattrupai, Worapan Kusakunniran, "Deep Trajectory Based Gait Recognition for Human Re-identification" Proceedings of TENCON 2018 - 2018 IEEE Region 10 Conference (Jeju, Korea, 28-31 October 2018)
- [4] Heng Wang, Alexander Kläser, Cordelia Schmid, Liu Cheng-Lin. Action Recognition by Dense Trajectories. CVPR 2011 - IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, Jun 2011, Colorado Springs, United States. pp.3169-3176, ff10.1109/CVPR.2011.5995407ff. ffinria-00583818f
- [5] Bilal Jawed, Othman O. Khalifa, Sharif Shah Newaj Bhuiyan "Human Gait Recognition System" 2018 7th International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE)
- [6] Piotr Szczuko 'ANN for human pose estimation in low resolution depth images'September 20-22nd, 2017, Poznań, poland
- [7] Background Matting: The World is Your Green Screen Soumyadip Sengupta, Vivek Jayaram, Brian Curless, Steve Seitz, and Ira Kemelmacher-Shlizerman University of Washington arXiv:2004.00626v2 [cs.CV] 10 Apr 2020
- [8] Mask R-CNN Kaiming He Georgia Gkioxari Piotr Dollar Ross Girshick ' Facebook AI Research (FAIR) arXiv:1703.06870v3 [cs.CV] 24 Jan 2018

[9] An Improved Deep Learning Architecture for Person Re-Identification Ejaz Ahmed  
University of Maryland 3364 A.V. Williams, College Park, MD 20740 CVPR2015