

Contents

1 UNITY

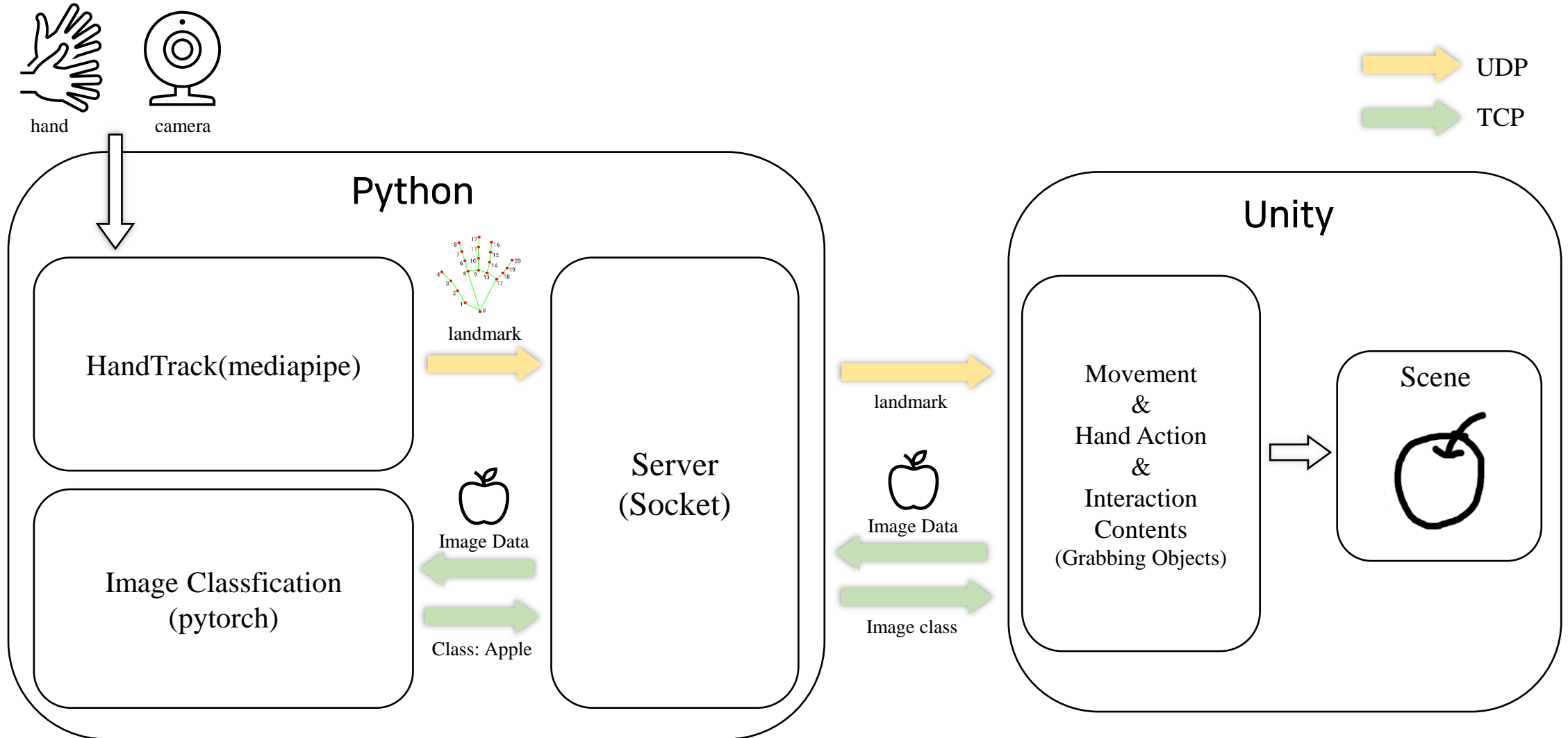
- Room
- Draw

2 PYTHON

- Hand tracking
- Image classification

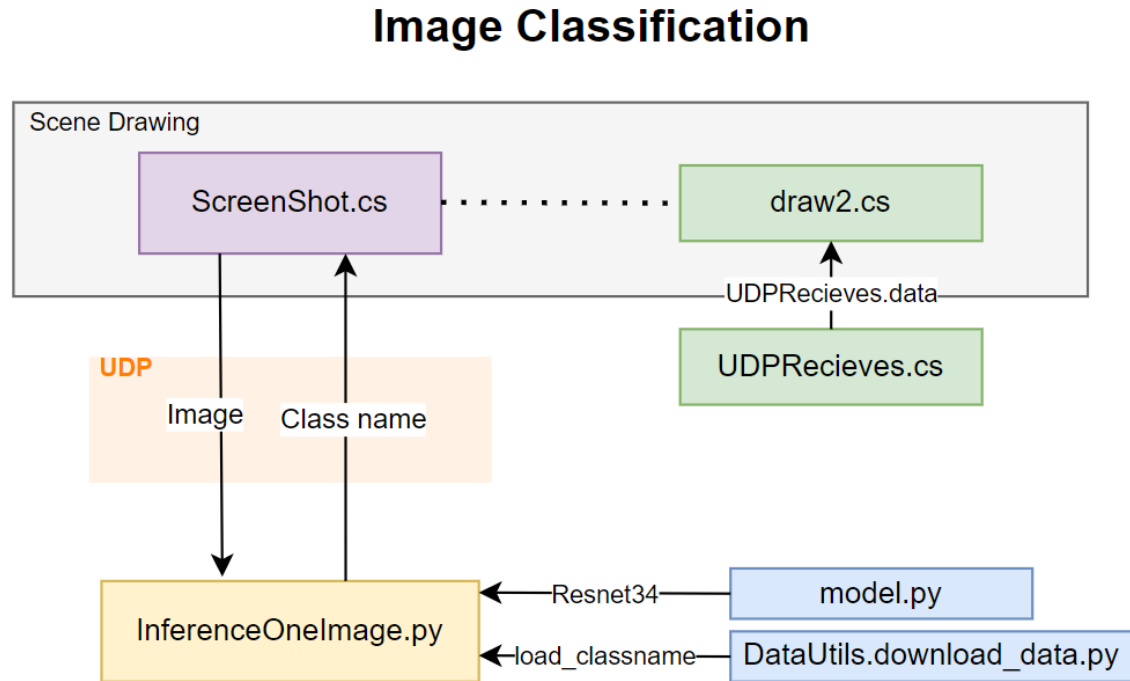
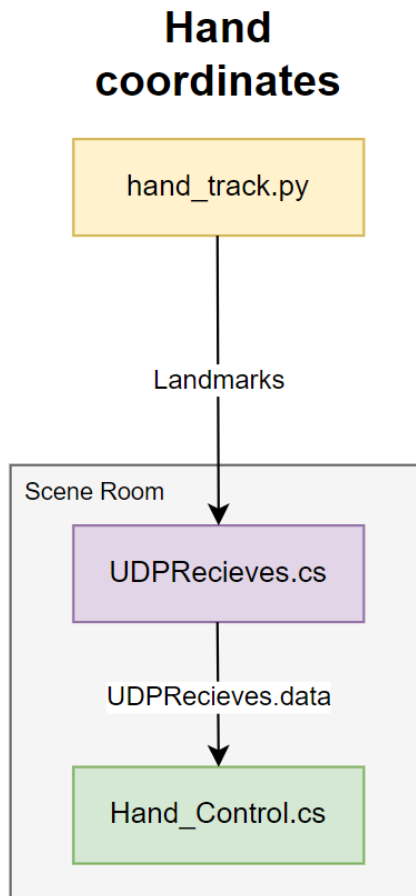
3 Socket Programming

Preview



Preview

- Code structure



1. UNITY

1. Room

목표 : 2가지 object(펜, 지우개)를 습득해 drawing scene으로 진입하는 것

- 손 관절 마디 단위의 실시간 트래킹 구현
- 손의 움직임과 카메라의 움직임을 동기화해 1인칭 시점 구현
- 캐릭터의 이동은 키보드를 이용
- 물건을 습득하는 애니메이션 구현



1. UNITY

2. Draw

목표 : 주어진 키워드의 특징을 살린 그림을 그려 AI classification을 성공시키는 것이 목표

- 손이 주먹 쥔 모양으로 추정될 때 pen과 trail renderer 활성화
- 손의 움직임을 정교하게 추적해 3D 모델과 동기화. 실제 손의 자취에 따라 화면에 그림이 그려짐
- 손이 우측 상단의 버튼과 맞닿을 시 그림 초기화(지우개)

→ [TrailRenderer](#).Clear() 함수 사용

- 손이 우측 하단의 버튼과 맞닿을 시 그림 제출

→ PNG형태로 파이썬에 송신

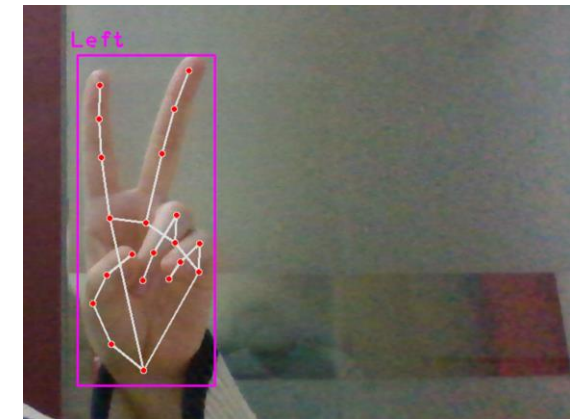
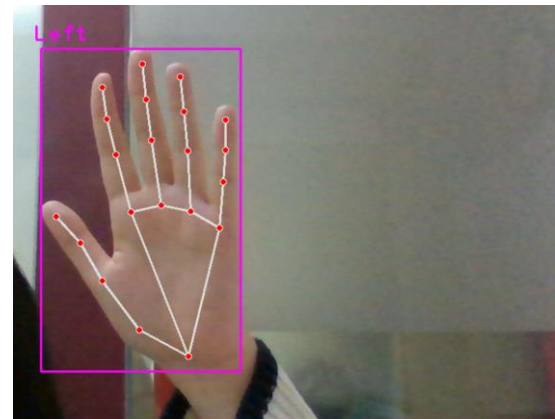
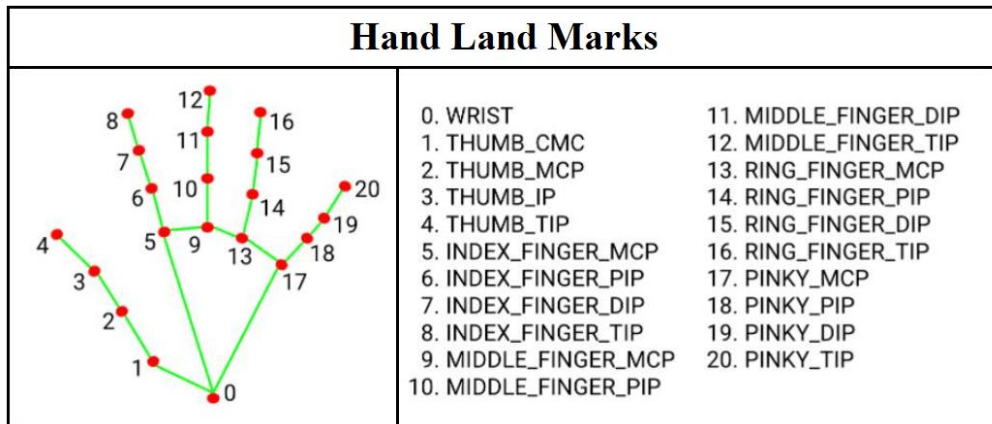
- Classification 결과를 수신해 화면에 출력



2. PYTHON

1. Hand tracking

- cvzone/HandTrackingModule.py 사용



- 기본적으로 mediapipe hand module 사용
- [handtype, x₁, y₁, z₁, x₂, y₂, z₂.....] 형태의 리스트로 전송

2. PYTHON

2. Image classification

- Data Preprocessing

What do 50 million drawings look like?

Over 15 million players have contributed millions of drawings playing [Quick, Draw!](#). These doodles are a unique data set that can help developers train new neural networks, help researchers see patterns in how people around the world draw, and help artists create things we haven't begun to think of. That's why [we're open-sourcing them](#), for anyone to play with.

Select a drawing



Images



30 Classes

sun	clock
laptop	hot_dog
baseball_bat	smiley_face
eyeglasses	apple
book	bed
bread	shorts
table	broom
cloud	flower
chair	spider
headphones	cell_phone
face	car
eye	camera
Airplane	tree
snake	bicycle
pants	
star	

2. PYTHON

2. Image classification

Try1: Custom Model

	Accuracy
10 epochs	55%
30 epochs	77%

```
class ConvNet(nn.Module):
    def __init__(self, numclasses):
        super(ConvNet, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(1, 64, 3, 1, 1),
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(kernel_size=2)
        )
        self.layer2 = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(64, 128, 3, 1, 1),
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(kernel_size=2)
        )
        self.layer3 = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(128, 512, 3, 1, 1),
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(kernel_size=2)
        )
        self.fc = nn.Sequential(
            nn.Linear(512*3*3, 512),
            nn.Linear(512, numclasses)
        )
```

```
def forward(self, net):
    net = self.layer1(net)
    net = self.layer2(net)
    net = self.layer3(net)
    net = net.view(net.size(0), -1)
    net = self.fc(net)
    return net
```

```
def convnet(numclasses):
    return ConvNet(numclasses)
```

2. PYTHON

2. Image classification

Try2: Resnet 18

```
def resnet18(numclasses, pretrained=False):  
    model = models.resnet18(pretrained)  
    conv1_out_channels = model.conv1.out_channels  
    model.conv1 = nn.Conv2d(1, conv1_out_channels, kernel_size=3,  
                            stride=1, padding=1, bias=False)  
    model.maxpool = nn.MaxPool2d(kernel_size=2)  
    fc_features = model.fc.in_features  
    model.fc = nn.Linear(fc_features, numclasses)  
    return model
```

	Accuracy
10 epochs	67%
30 epochs	85%

Try3: Resnet 34

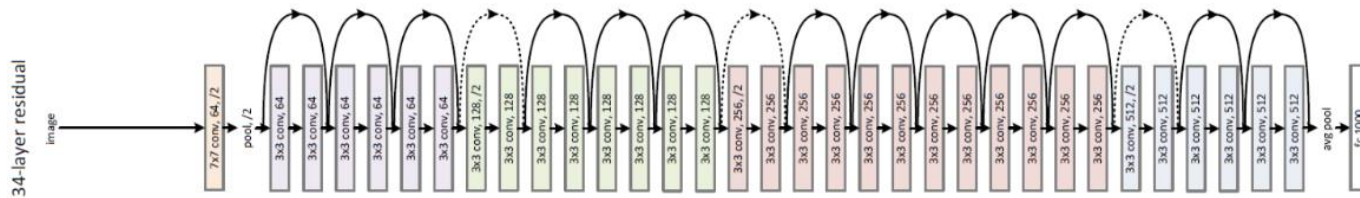
```
def resnet34(numclasses, pretrained=False):  
    model = models.resnet34(pretrained)  
    conv1_out_channels = model.conv1.out_channels  
    model.conv1 = nn.Conv2d(1, conv1_out_channels, kernel_size=3,  
                            stride=1, padding=1, bias=False)  
    model.maxpool = nn.MaxPool2d(kernel_size=2)  
    fc_features = model.fc.in_features  
    model.fc = nn.Linear(fc_features, numclasses)  
    return model
```

	Accuracy
10 epochs	67%
30 epochs	90%

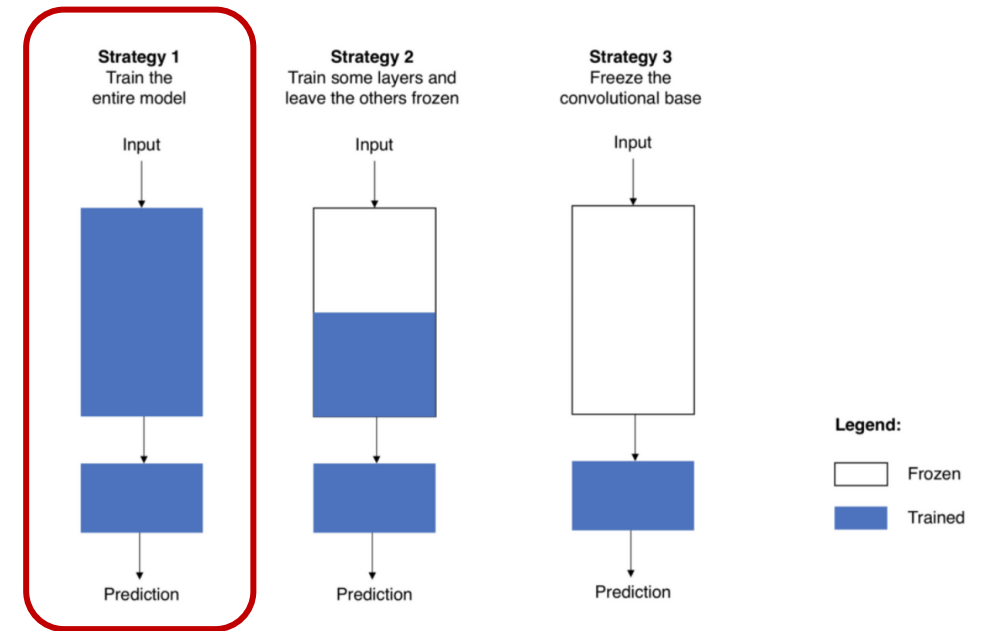
2. PYTHON

2. Image classification

최종 모델: Resnet 34



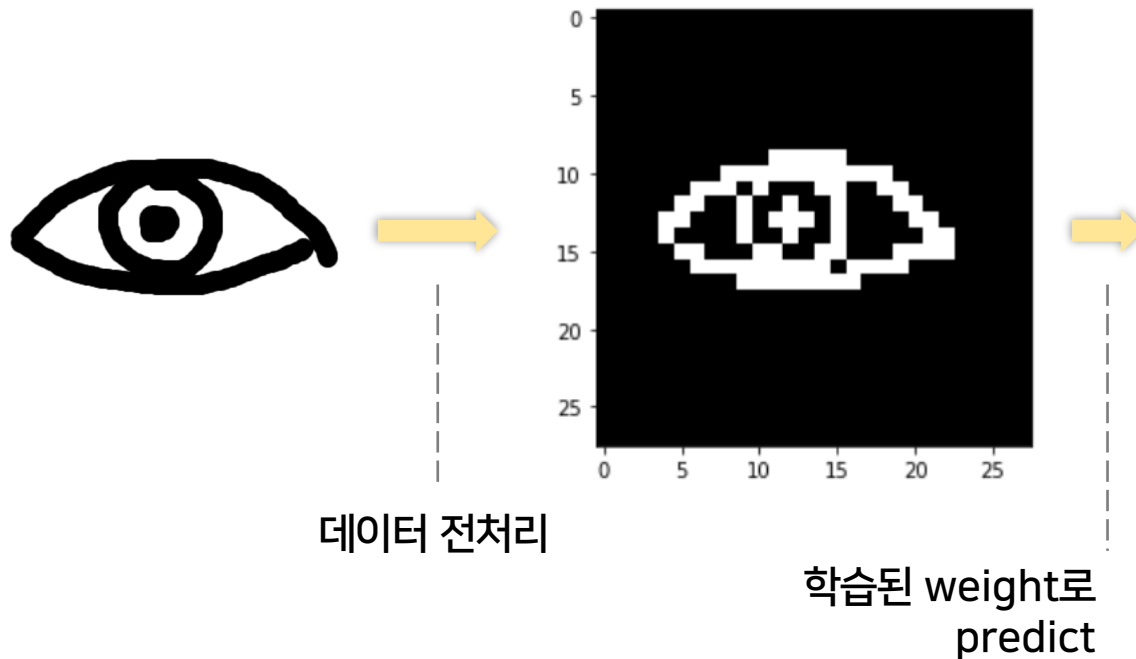
- epoch : 30
- model : resnet34
- batch size : 256
- lr : 0.1
- optimizer : SGD
- loss function : cross-entropy
- **accuracy : 90%**



2. PYTHON

2. Image classification

- Inference



```
# predict
result = PredictSingleImage(net, data)

tensor([[ 0.2638, -0.5398, -1.6652,  0.0292, -0.5666,  0.9885, -1.2899,  0.7040,
         -2.1998, -1.5896,  2.2839,  9.7234,  1.0468, -0.0482, -0.4314,  0.0739,
         -0.5499,  0.0844,  1.8666, -1.1743, -1.7301, -0.6513, -1.1335,  0.3619,
         -1.2093, -0.1811, -0.2529,  0.3707, -1.9676, -0.6170]],
        grad_fn=<AddmmBackward0>)
tensor([11])
```

```
def load_classname(classtxt_root = "class_text/30categories.txt"):
    f = open(classtxt_root, "r")
    # And for reading use
    classes = f.readlines()
    classes = [c.replace('\n', '').replace(' ', '_') for c in classes]
    return classes
```

```
classname = load_classname()
```

```
classname[result]
```

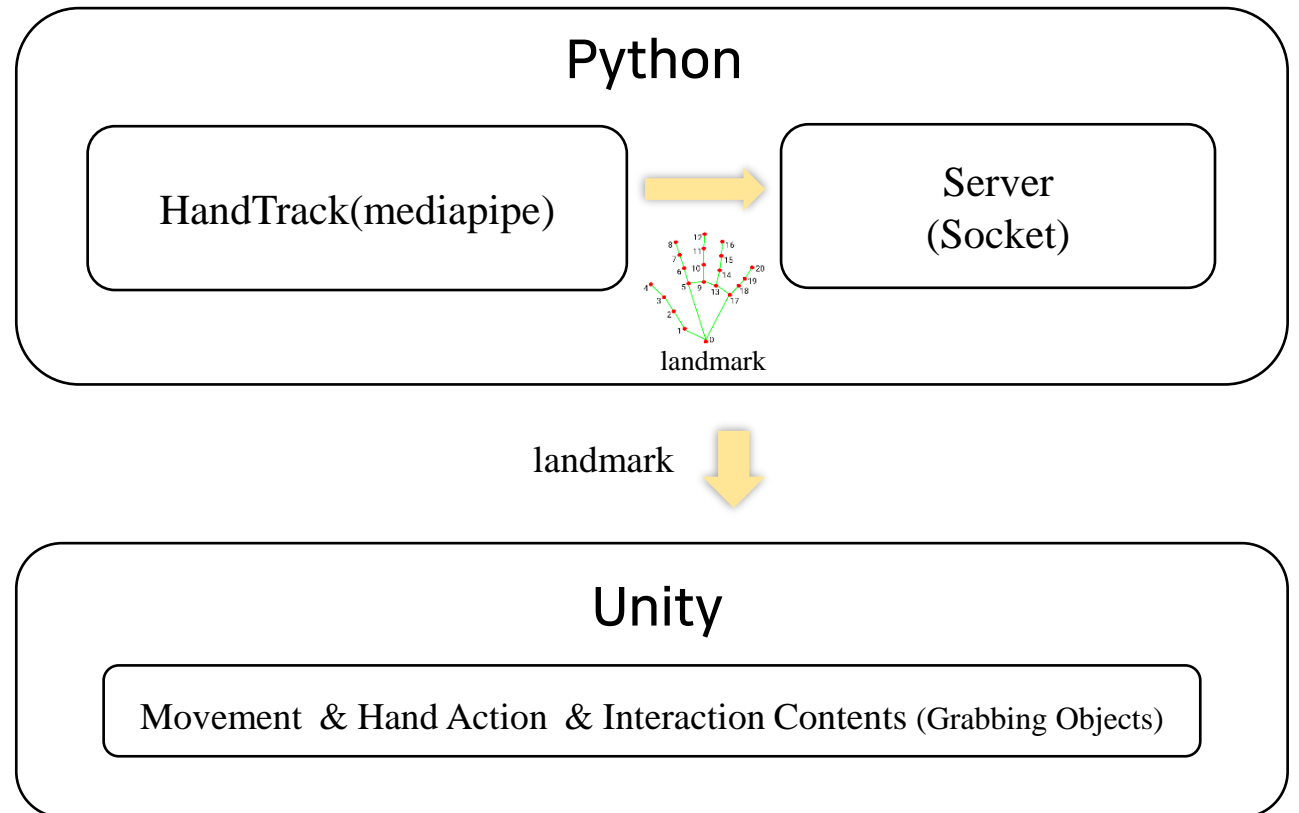
```
'eye'
```

3. Socket Programming

1. Hand coord

- UDP 통신

- UDP의 경우 안정성 확보가 되지 않고, 전송 순서가 보장되지 않으며 자신의 포트 확인 이전에는 데이터가 왔는지를 알 수 없음
- 그러나 TCP에 비해 상대적으로 빠른 속도를 갖는다는 장점이 있음

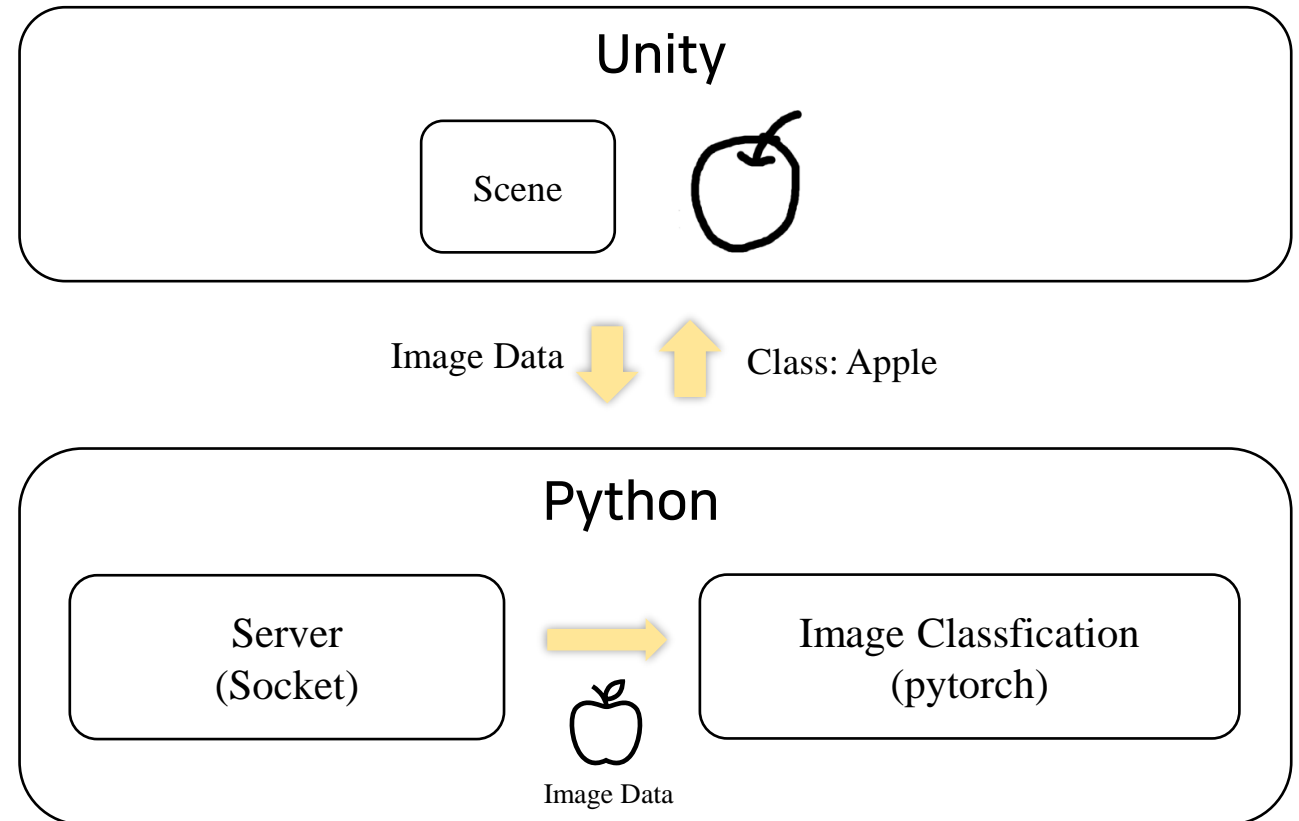


3. Socket Programming

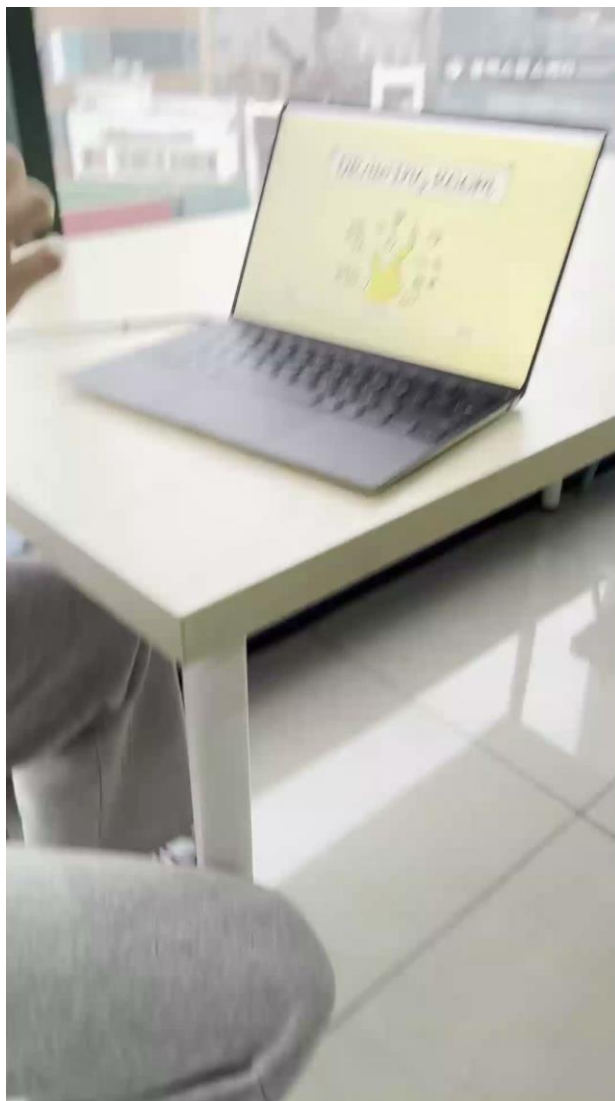
2. Send Image

- TCP 통신

- TCP 통신의 경우 계속해서 소켓을 통해 데이터를 주고 받을 수 있는 양방향 통신 가능
- 데이터를 받지 못하였을 때 다시 요청하는 메커니즘이 존재하므로 연결을 신뢰할 수 있고 순차적임



Result



[Github] https://github.com/jiho-00/Unity_HandTracking_DeepLearning

한계점

1) 손 구현

- Hand landmark를 따온 뒤 실시간으로 대응되는 3D hand를 구현하는데 어려움을 겪음

2) 딜레이, 버벅임

- 반복문 줄이기, 코드 최적화

3) TCP 통신 오류 (각 소켓 주소는 하나만 사용할 수 있다)

- 통신 script가 반복적으로 실행될 때 발생함
- 소켓 옵션에 SO_REUSEADDR 적용해 같은 포트에 다른 소켓이 bind 하는 것을 허용
- 반복문에서 소켓 생성하지 않도록 알고리즘 수정