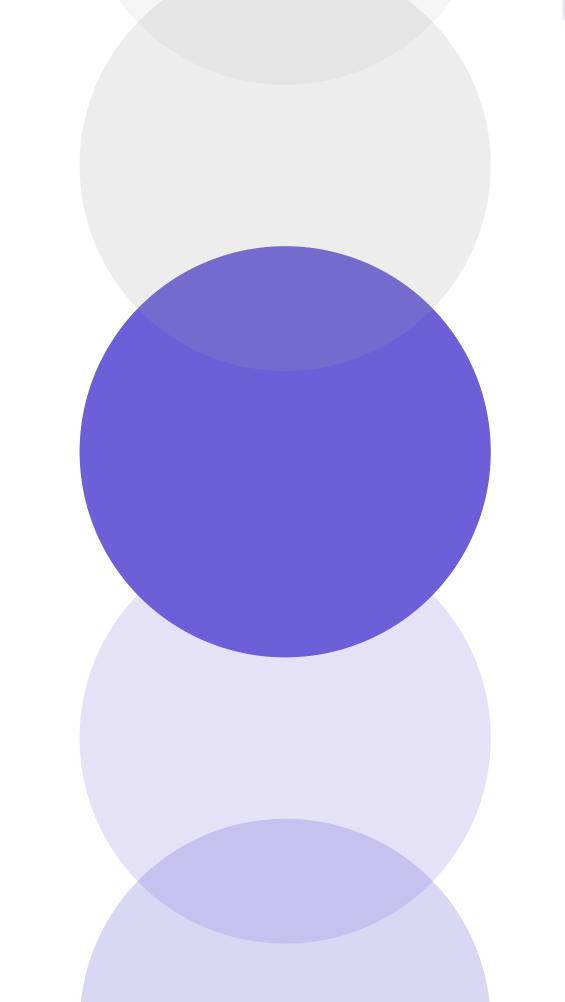
## MINIPROJECT 수어번역

수어영상 분석

팀명 - 12월 28일 박채은 이정룡 이상헌

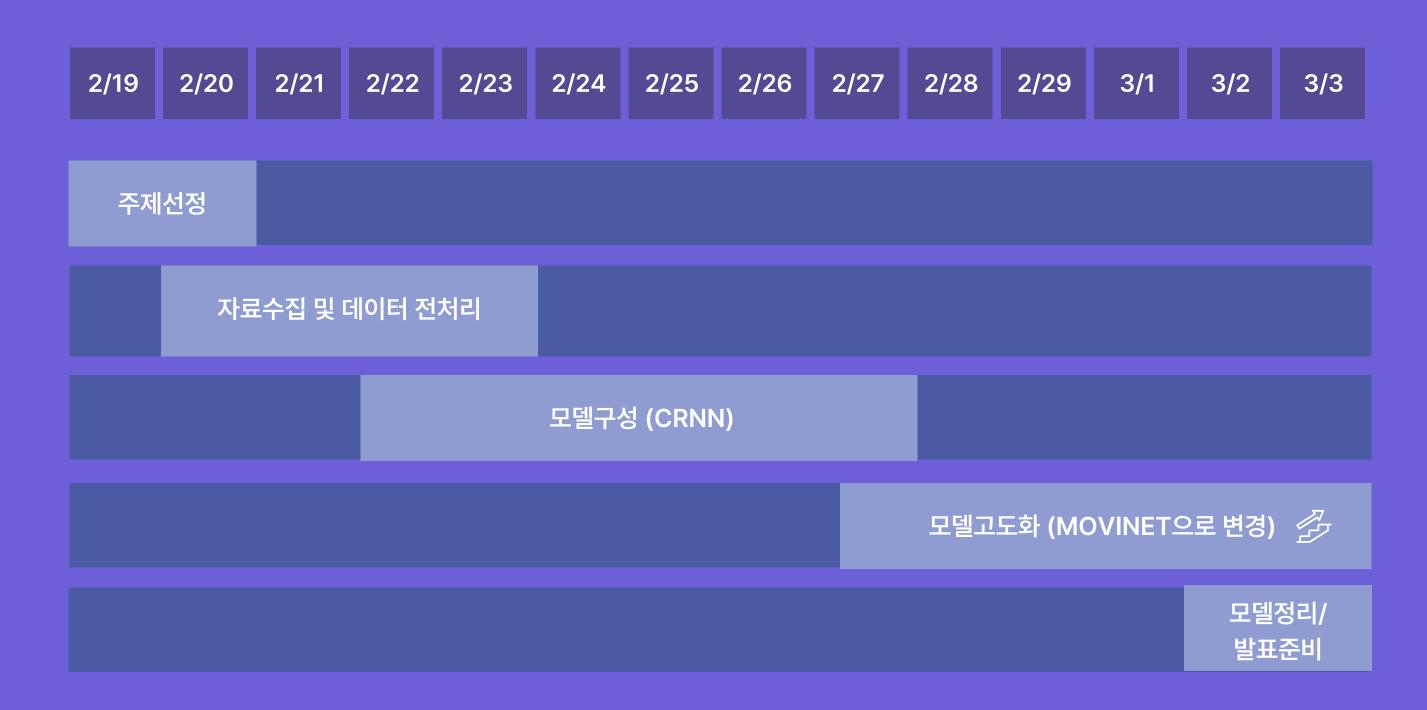




## CONTENTS

01	TIME TABLE
02	사용 데이터 설명
03	사용 모델 설명
04	최종모델(MOVINETS) 설명
05	최종모델 핵심코드
06	최종모델 결과
07	Q&A

## TIME TABLE





## 사용데이터

#### DATA 1

일상 생활에서 자주 사용되는 선별된 단어 495개에 대한 수어동영상

#### 자료출처

https://www.aihub.or.kr/mypage/reqst/datareqst/view.do? currMenu=157&topMenu=106&dataReqstSn=439783

#### DATA 2

일상 생활에서 자주 사용되는 선별된 문장 105개에 대한 수어동영상

#### 자료출처

https://www.aihub.or.kr/mypage/reqst/datareqst/view.do? currMenu=157&topMenu=106&dataReqstSn=439786

## 사용 모델

### MODEL1.

**CRNN** 

고차원 데이터를 사용하기에 이상적인 CNN모델과 시간 시퀀스 데이터를 처리하는 GRU모델의 장점을 결합한 하이브리드 구조 사용.

### MODEL2.

**MOVINETS** 

TENSORFLOW에서 만든 영상 분석을 위한 새로운 모델. 제한된 환경에서 대용량의 영상데이터를 빠르게 처리하기 위해 이용

초기 사용 모델

최종 모델

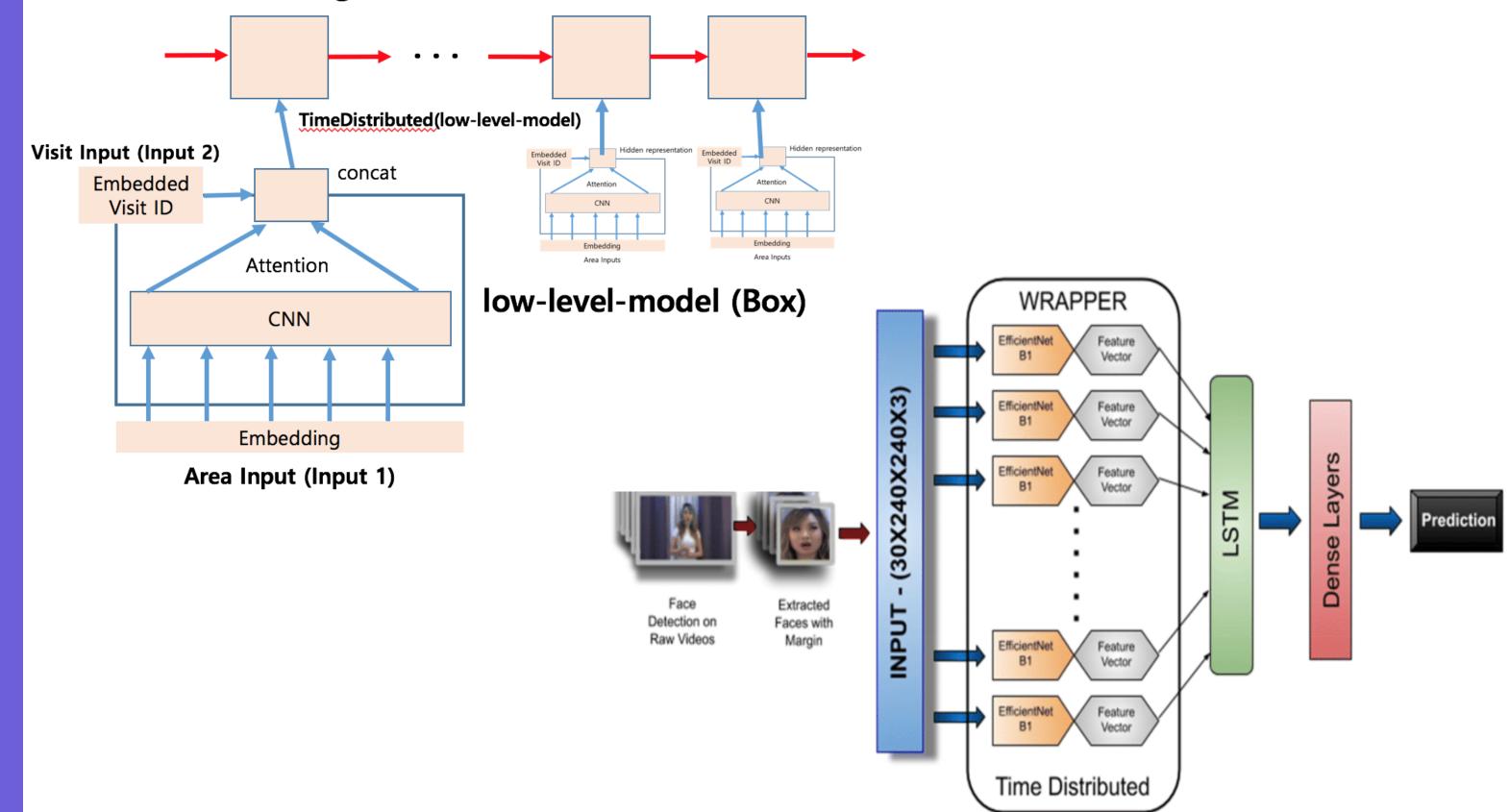


## 초기 사용 모델 (CRNN)

```
def create_model():
   CNN_model = Sequential()
   CNN_model.add(Conv2D(16, (3, 3), input_shape=(70, 50, 3), activation='swish'))
   CNN_model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='swish'))
   CNN_model.add(Conv2D(16, (3, 3), activation='swish'))
   CNN_model.add(Conv2D(8, (3, 3), activation='swish'))
   CNN_model.add(Conv2D(8, (3, 3), activation='swish'))
   CNN_model.add(Conv2D(16, (3, 3), activation='swish'))
   CNN_model.add(Conv2D(16, (3, 3), activation='swish'))
   time dist CNN model = Sequential()
   time_dist_CNN_model.add(TimeDistributed(CNN_model, input_shape=(sequence_len, 70, 50, 3)))
   model = Sequential()
   model.add(time_dist_CNN_model) # 이대로 하면 LSTM에 입력되는 데이터가 (batch_size, timesteps, height, width, chanels) (5차원)
   model.add(TimeDistributed(Flatten())) # LSTM에 입력되는 데이터의 형태가 (batch_size, timesteps, features) (3차원)
   model.add(GRU(64,))
   model.add(Dense(32, activation='swish'))
   model.add(Dense(64, activation='swish'))
   model.add(Dense(length, activation='softmax'))
   model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
   return model
```

## TIME DISTRIBUTED

**Higher level LSTM** 





## 초기 사용 모델 (CRNN)

```
model1 = create model()
model1.fit(X1, y1, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear_session()
model2 = create model()
model2.fit(X2, y2, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear_session()
model3 = create model()
model3.fit(X3, y3, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear_session()
model4 = create_model()
model4.fit(X4, y4, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear_session()
model5 = create_model()
model5.fit(X5, y5, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear_session()
model6 = create model()
model6.fit(X6, y6, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear_session()
model7 = create_model()
model7.fit(X7, y7, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear session()
model8 = create model()
model8.fit(X8, y8, epochs=30, batch_size=5, shuffle=True, callbacks=[es], validation_split=0.2)
K.clear_session()
```

y\_pred = ensemble([model1, model2, model3, model4, model5, model6, model7, model8], X\_test)
y\_pred = np.argmax(y\_pred, axis=1)



## 초기 모델 사용 결과 (CRNN)

```
Epoch 1/1000

2024-02-27 20:26:00.364260: W tensorflow/core/kernels/gpu_ut ils.cc:50] Failed to allocate memory for convolution redzone checking; skipping this check. This is benign and only mean s that we won't check cudnn for out-of-bounds reads and writ es. This message will only be printed once.

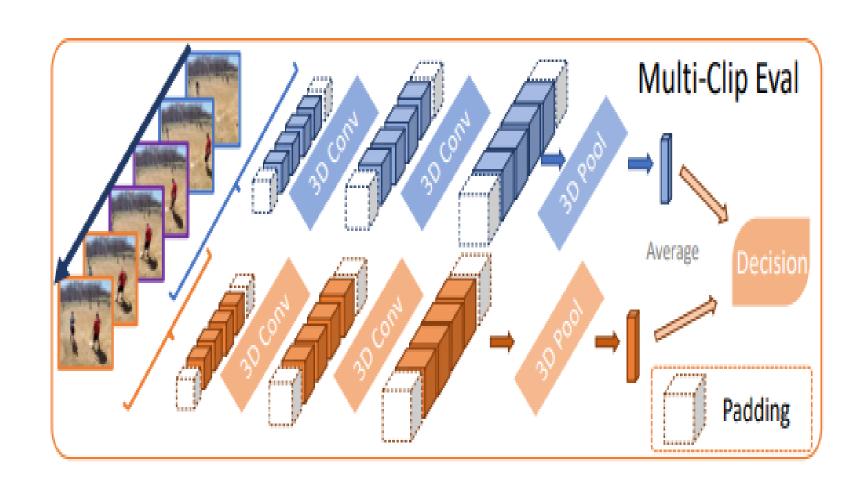
2024-02-27 20:26:01.828910: F tensorflow/stream_executor/cud a/cuda_dnn.cc:593] Check failed: cudnnSetTensorNdDescriptor(handle_.get(), elem_type, nd, dims.data(), strides.data()) = CUDNN_STATUS_SUCCESS (9 vs. 0)batch_descriptor: {count: 37 500 feature_map_count: 64 spatial: 32 32 value_min: 0.000000 0 value_max: 0.0000000 layout: BatchDepthYX}

PS C:\Study>
```

loss 8.715789794921875 acc 0.01459999740123749 시간 : 2714.481542110443115

인풋데이터 (x 데이터)를 8개로 나누고 배치사이즈를 아주 작게 줄였음에도 메모리 문제 발생. 정확도 매우 낮음

## MOVINETS 모델 (BASE)

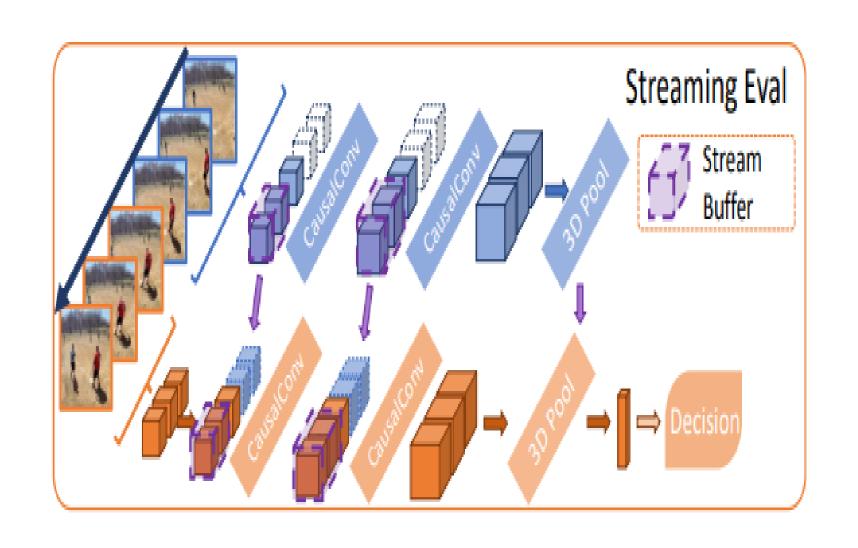


- 각각의 서브 클립마다 3D Conv를 통해 예측

- 예측값들을 평균내서 최종 예측값 산출

출처: MoViNets: Mobile Video Networks for Efficient Video Recognition arXiv:2103.11511

## MOVINETS 모델 (STREAM)



- 스트림 버퍼 사용으로 자원을 효율적으로 사용.
- 스트림 버퍼 사용시 메모리 사용량이 약 40프로 감소

- 데이터 로딩 지연시간 감소.

출처: MoViNets: Mobile Video Networks for Efficient Video Recognition arXiv:2103.11511

## MOVINETS 모델

Config	FULL INPUT	BATCH SIZE	Memory	TOP-1
No Buffer	$16 \times 172^{2}$	16	5.8 GB	55.9
Buffer (8 frames)	$16 \times 172^{2}$		6.6 GB	58.5
No Buffer	$16 \times 172^{2}$		10.4 GB	OOM

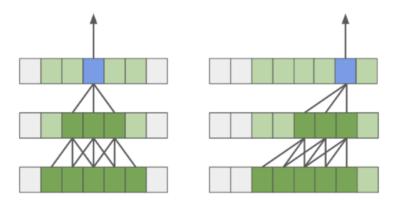


Figure 7. **Standard Convolution vs. Causal Convolution**. The figure illustrates the effective receptive field along a sequence of frames. The temporal kernel size is 3, with padding shown in white. Causal convolution can be performed efficiently by padding only on one side of the time axis thus to force the output causality.

- Causal Convolution 사용시 한쪽 방향으로 만 패딩 적용.
- 과거 데이터, 현재 데이터만 이용하여 현재의 출력 계산. 미래의 데이터 없이 현재의 출력 계 산.
- 순차적 데이터를 처리하는데 용이.

출처: MoViNets: Mobile Video Networks for Efficient Video Recognition arXiv:2103.11511

## MOVINETS 모델 핵심코드

```
class FrameGenerator:
 def __init__(self, path, n_frames, training = False):
   self.path = path
   self.n_frames = n_frames
   self.training = training
   self.class_names = sorted(set(p.name for p in self.path.iterdir() if p.is_dir()))
   self.class_ids_for_name = dict((name, idx) for idx, name in enumerate(self.class_names))
 def get_files_and_class_names(self):
   video_paths = list(self.path.glob('*/*.mp4'))
   classes = [p.parent.name for p in video_paths]
   return video_paths, classes
 def __call__(self):
   video_paths, classes = self.get_files_and_class_names()
   pairs = list(zip(video_paths, classes))
   if self.training:
     random.shuffle(pairs)
   for path, name in pairs:
     video_frames = frames_from_video_file(path, self.n_frames)
     label = self.class_ids_for_name[name] # Encode labels
     yield video_frames, label
```

## MOVINETS 모델 핵심코드

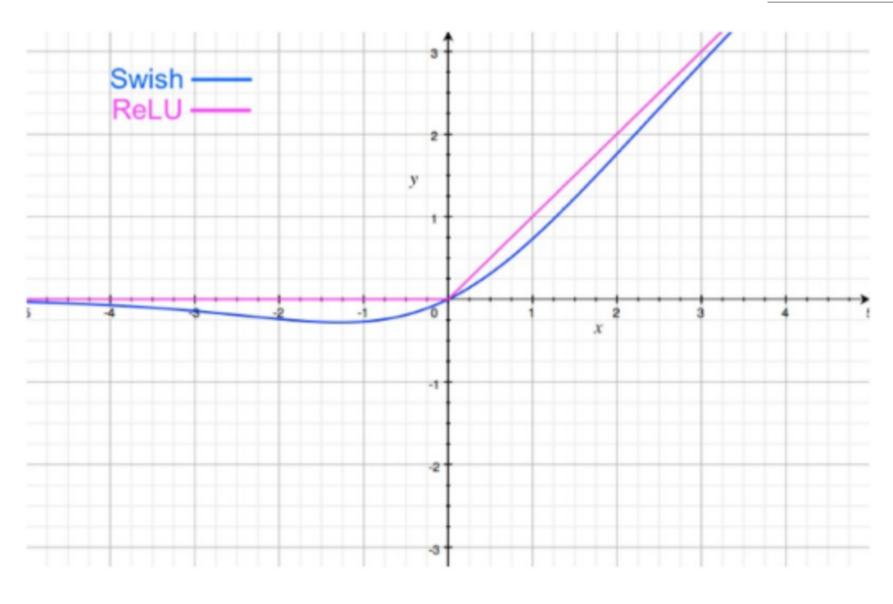
```
def frames_from_video_file(video_path, n_frames, output_size = (172,172), frame_step = 2):
  # Read each video frame by frame
 result = []
 src = cv2.VideoCapture(str(video_path))
 video length = src.get(cv2.CAP PROP FRAME COUNT)
 need_length = 1 + (n_frames - 1) * frame_step
 if need_length > video_length:
   start = 0
  else:
   max start = video length - need length
   start = random.randint(0, max start + 1)
 src.set(cv2.CAP PROP POS FRAMES, start)
 # ret is a boolean indicating whether read was successful, frame is the image itself
 ret, frame = src.read()
 result.append(format_frames(frame, output_size))
 for _ in range(n_frames - 1):
   for _ in range(frame_step):
     ret, frame = src.read()
   if ret:
     frame = format_frames(frame, output_size)
     result.append(frame)
   else:
     result.append(np.zeros_like(result[0]))
 src.release()
 result = np.array(result)[..., [2, 1, 0]]
 return result
```



## MOVINETS 모델 핵심코드

```
model_id = 'a0'
resolution = 172
backbone = movinet.Movinet(
   model_id=model_id,
    causal=True,
    conv_type='2plus1d',
    se_type='2plus3d',
    activation='hard_swish',
    gating_activation='hard_sigmoid',
    use_external_states=False,
model = movinet_model.MovinetClassifier(
    backbone,
    num_classes=600,
    output_states=True)
```

## swish 활성화 함수



- relu를 대체하기 위하여 만든 함수.

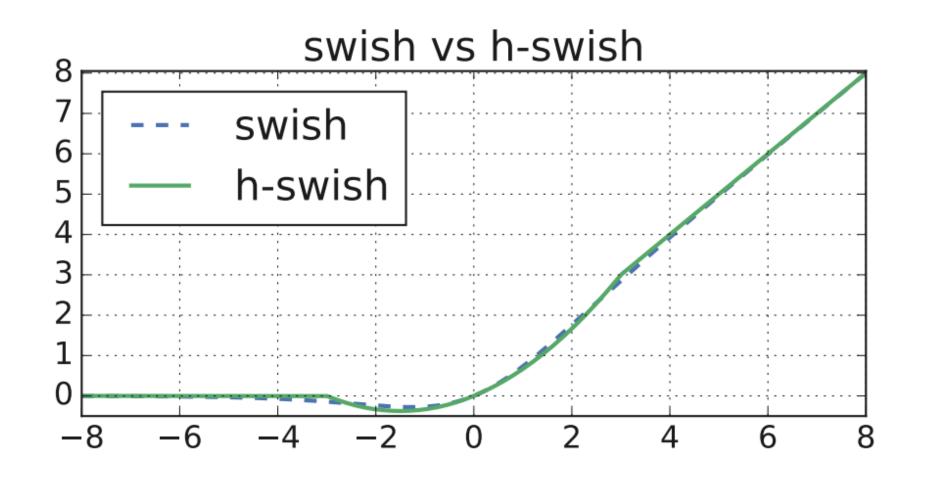
- sigmoid 함수에 x를 곱한 형태.

- relu에 비해 깊은 레이어에서 효과적으로 작용.

출처: https://kejdev.tistory.com/19



## hard\_swish 활성화 함수



- 모델 경량화에 주로 이용

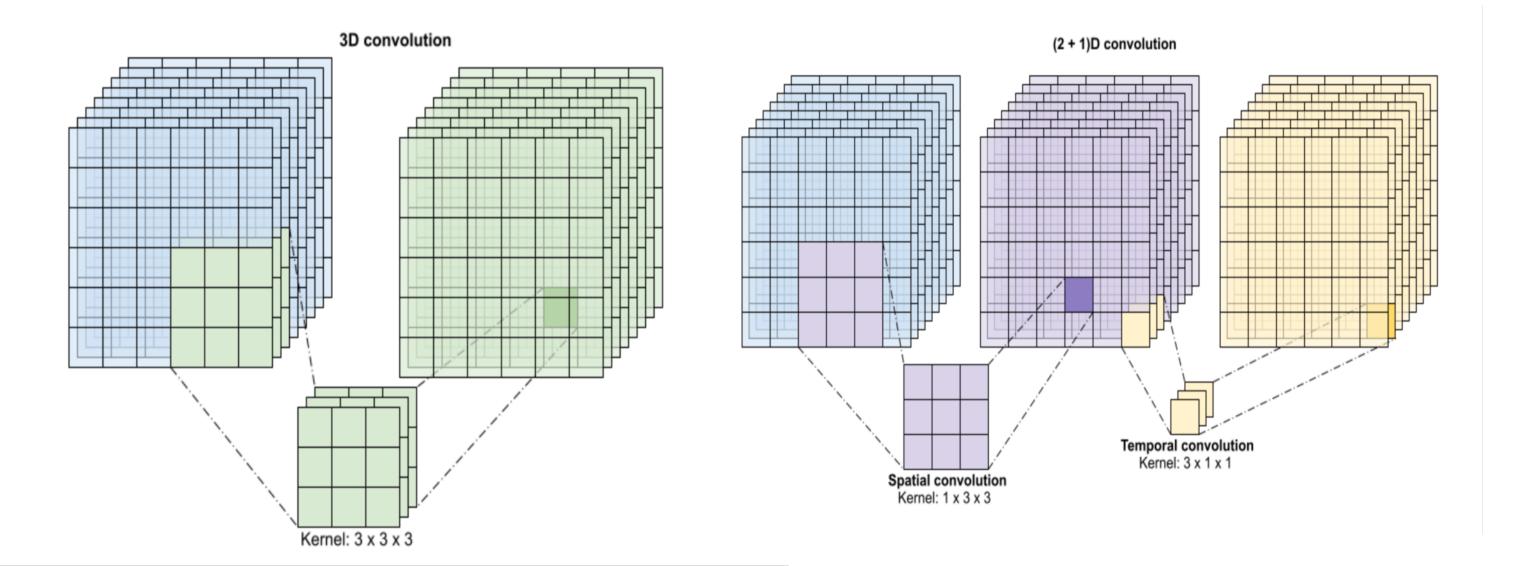
- swish에 비해 계산이 간단해 계산비용이 비교적 낮음

- 계산비용이 낮아 메모리 사용량 감소에 효과적

출처 : Searching for MobileNetV3

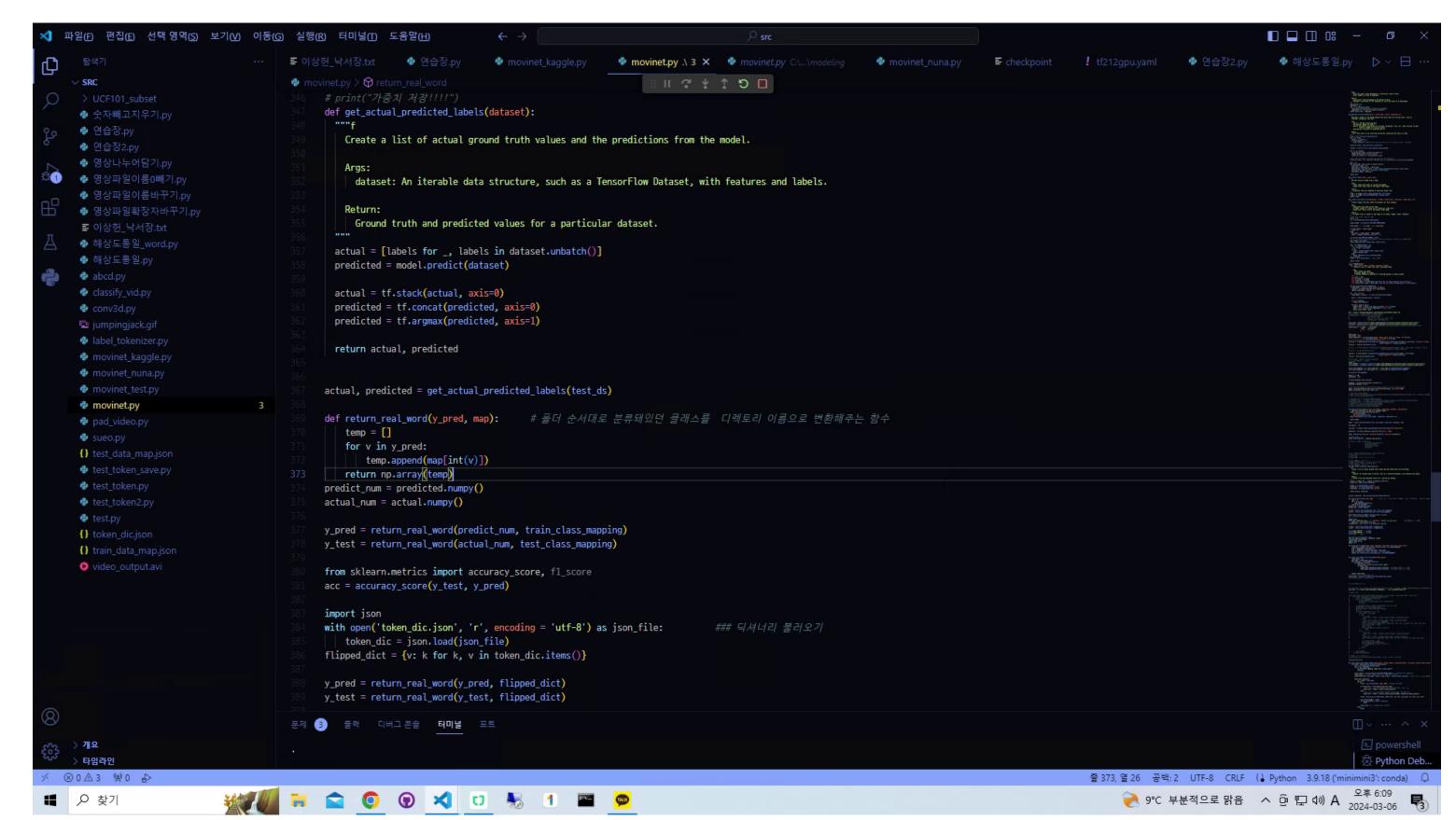


## MOVINETS 모델 부연설명



출처: https://www.tensorflow.org/tutorials/video/video\_classification

## MOVINETS 모델 최종결과



# Q&A TIME

## THANK YOU

박채은 이정룡 이상헌