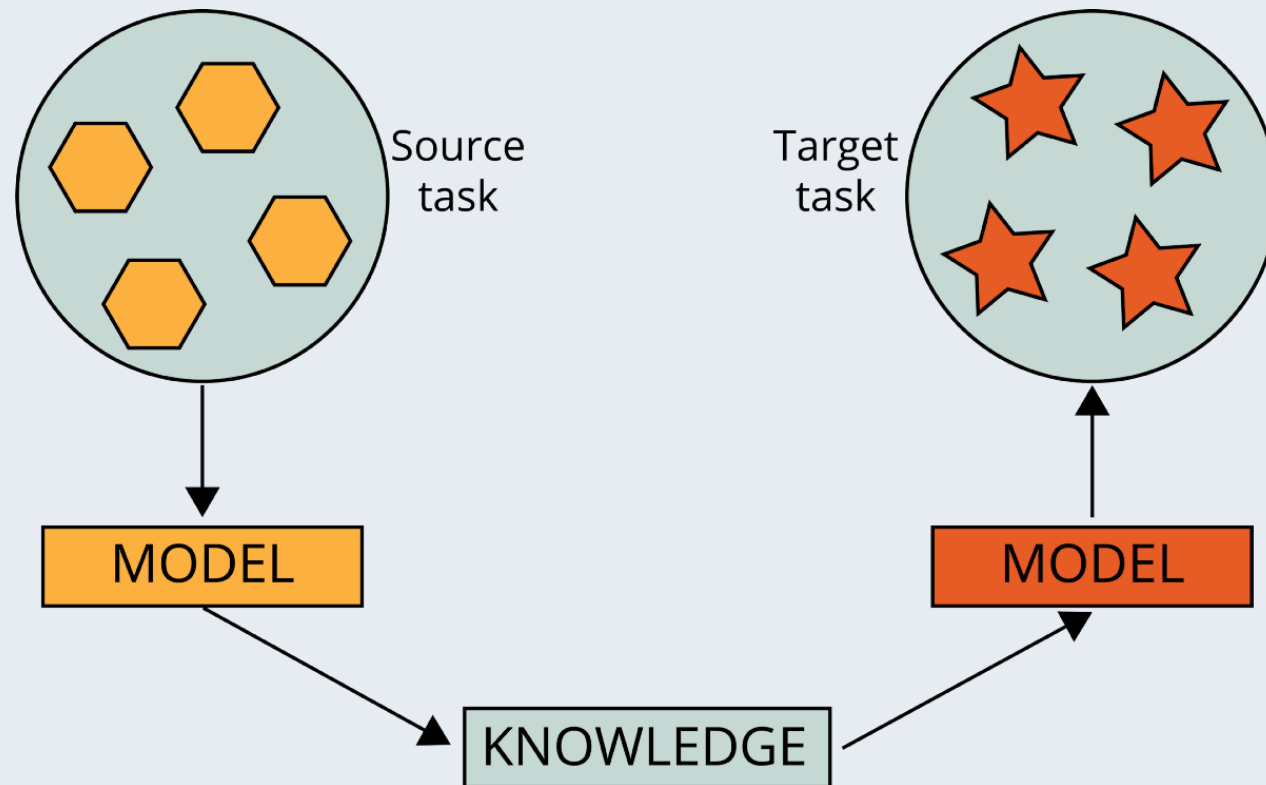


# Transfer Learning (전이학습)



# Data Augmentation (데이터 증강)

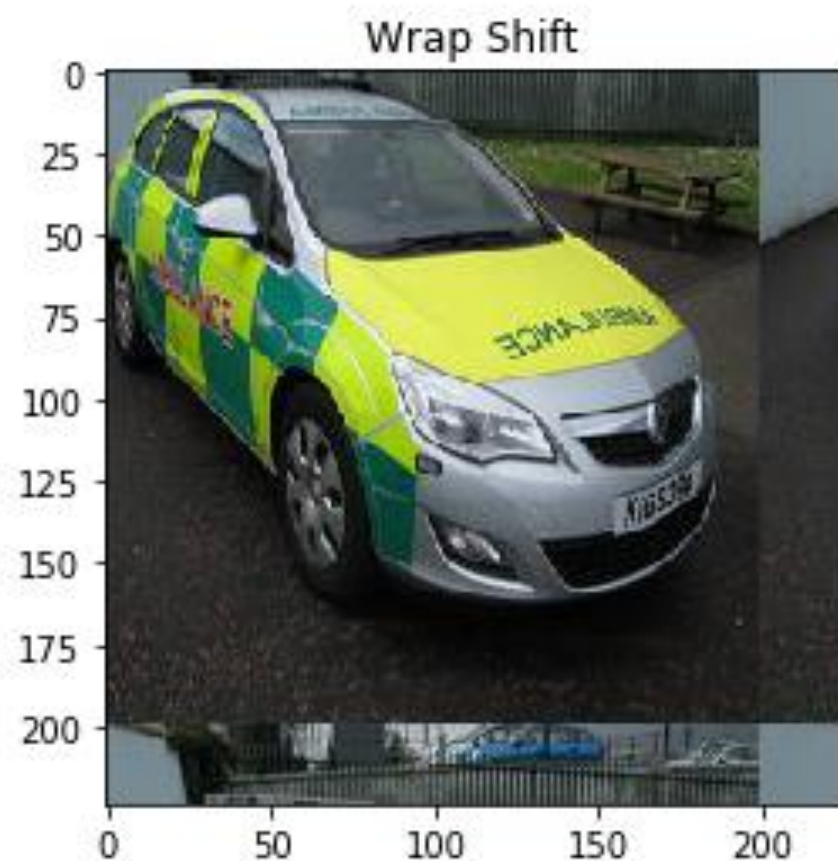
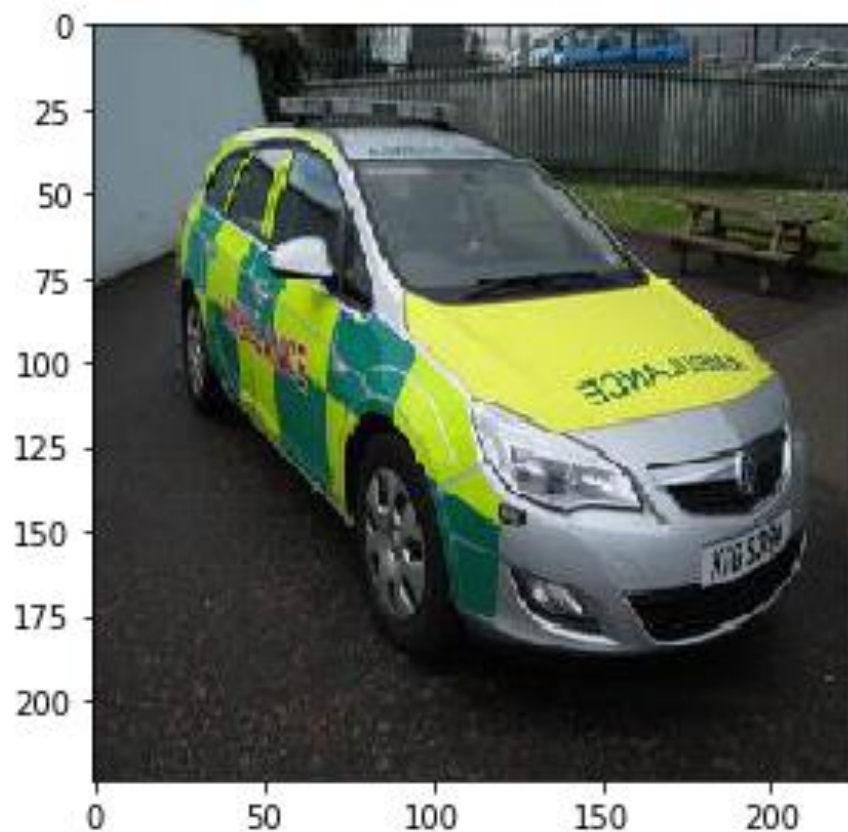
- Image Augmentation은 딥 러닝 모델을 훈련하기 위해 새로운 이미지를 생성하는 프로세스입니다.
- 이러한 새 이미지는 기존 학습 이미지를 사용하여 생성되므로 수동으로 수집 할 필요가 없습니다.



# Data Augmentation – Rotation

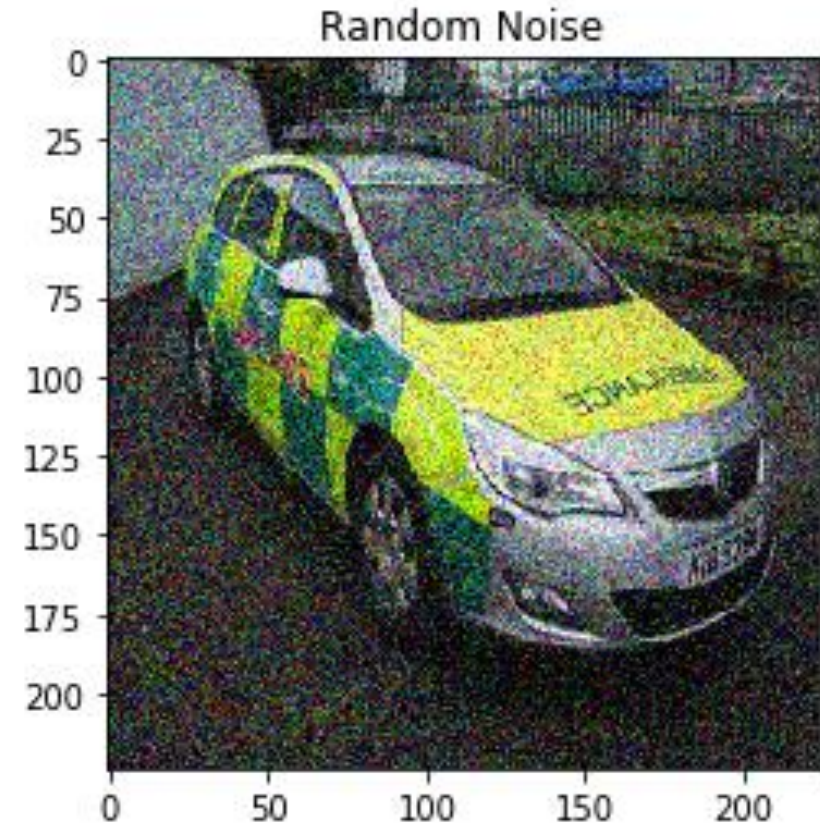
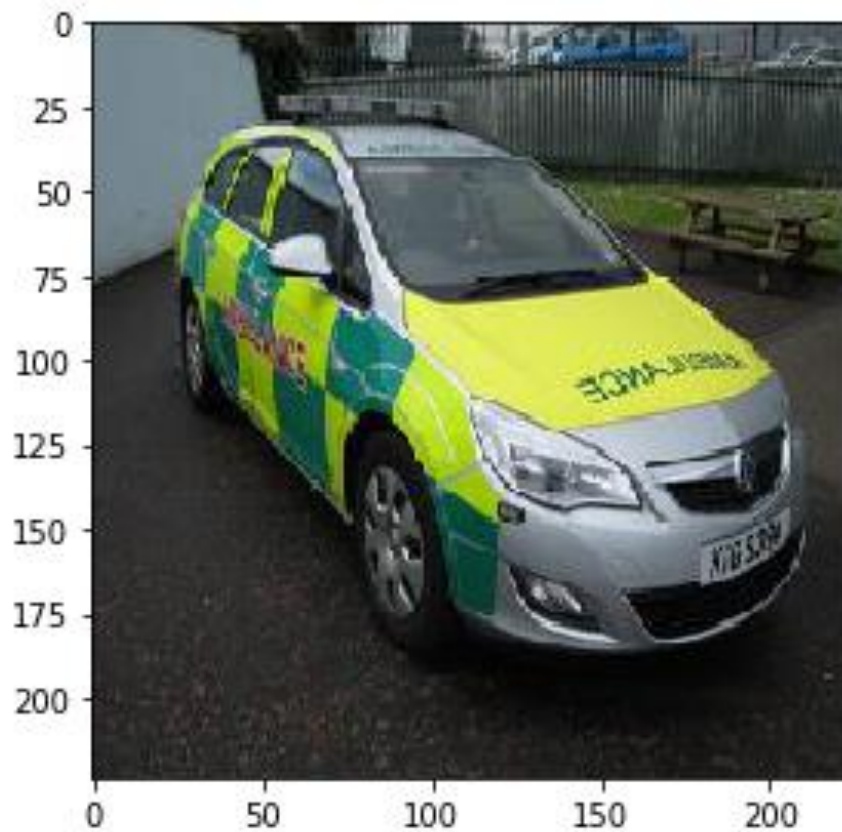


# Data Augmentation – Shifting

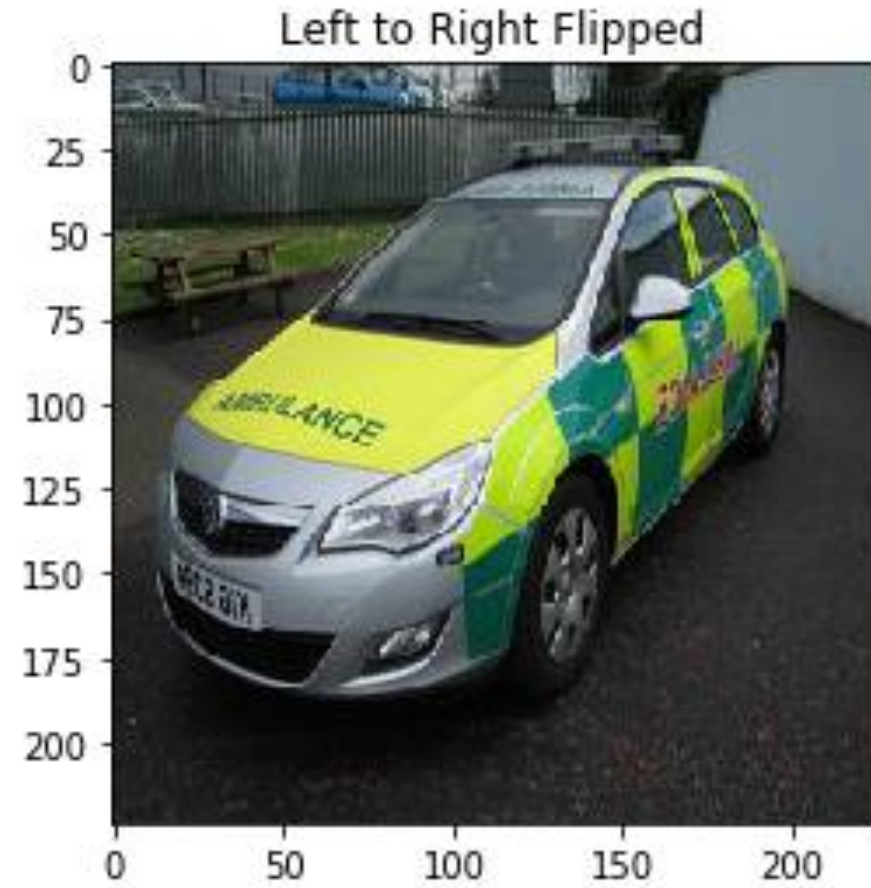
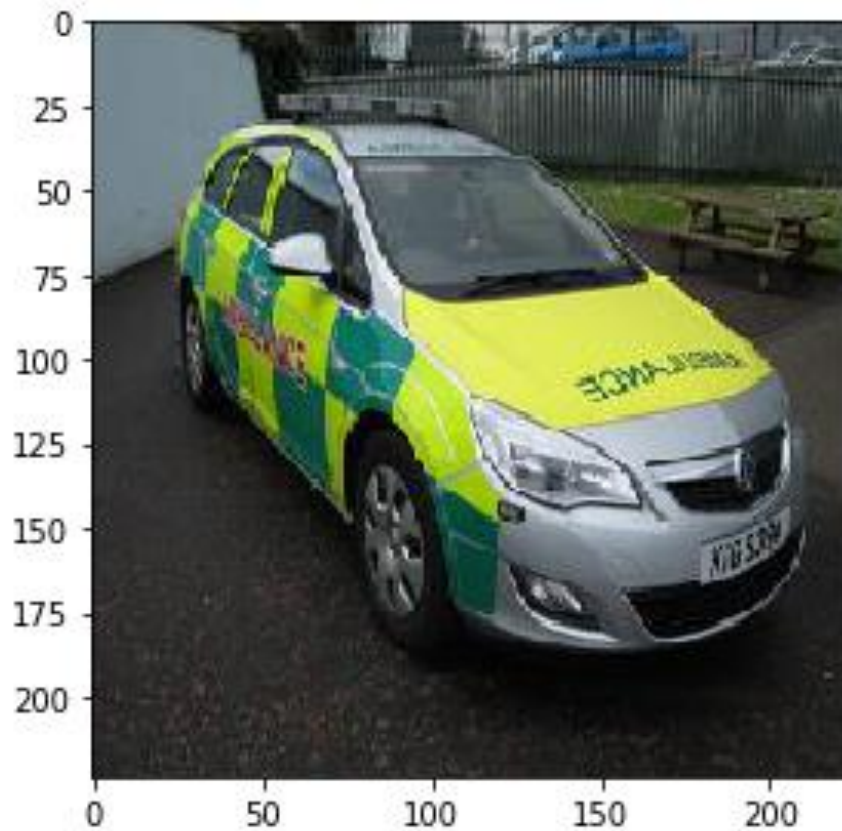




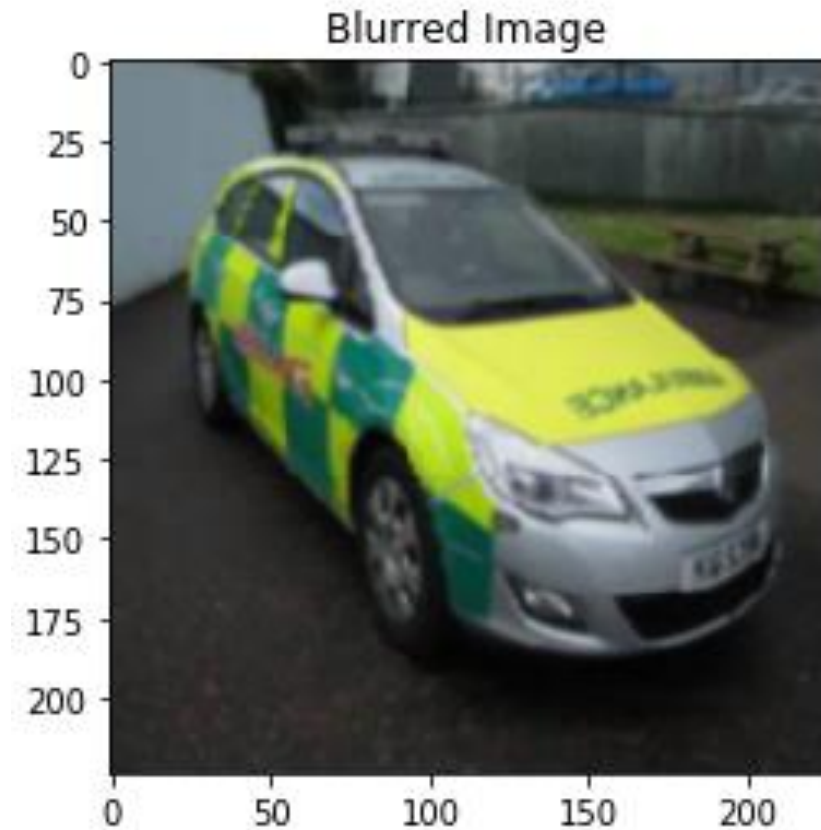
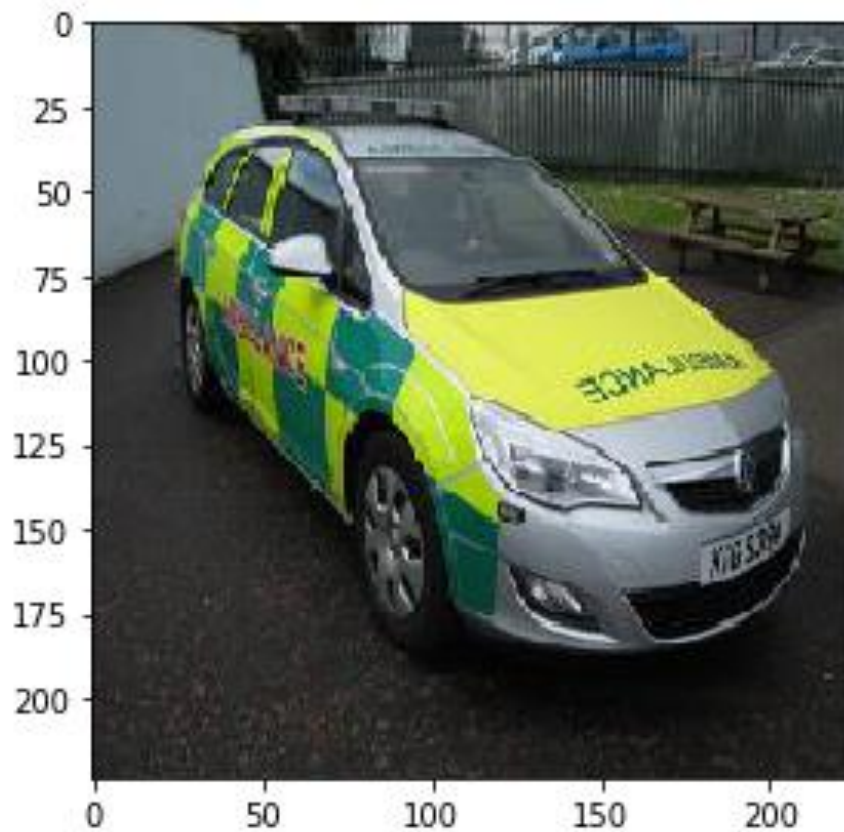
# Data Augmentation – Adding Noise



# Data Augmentation – Shifting

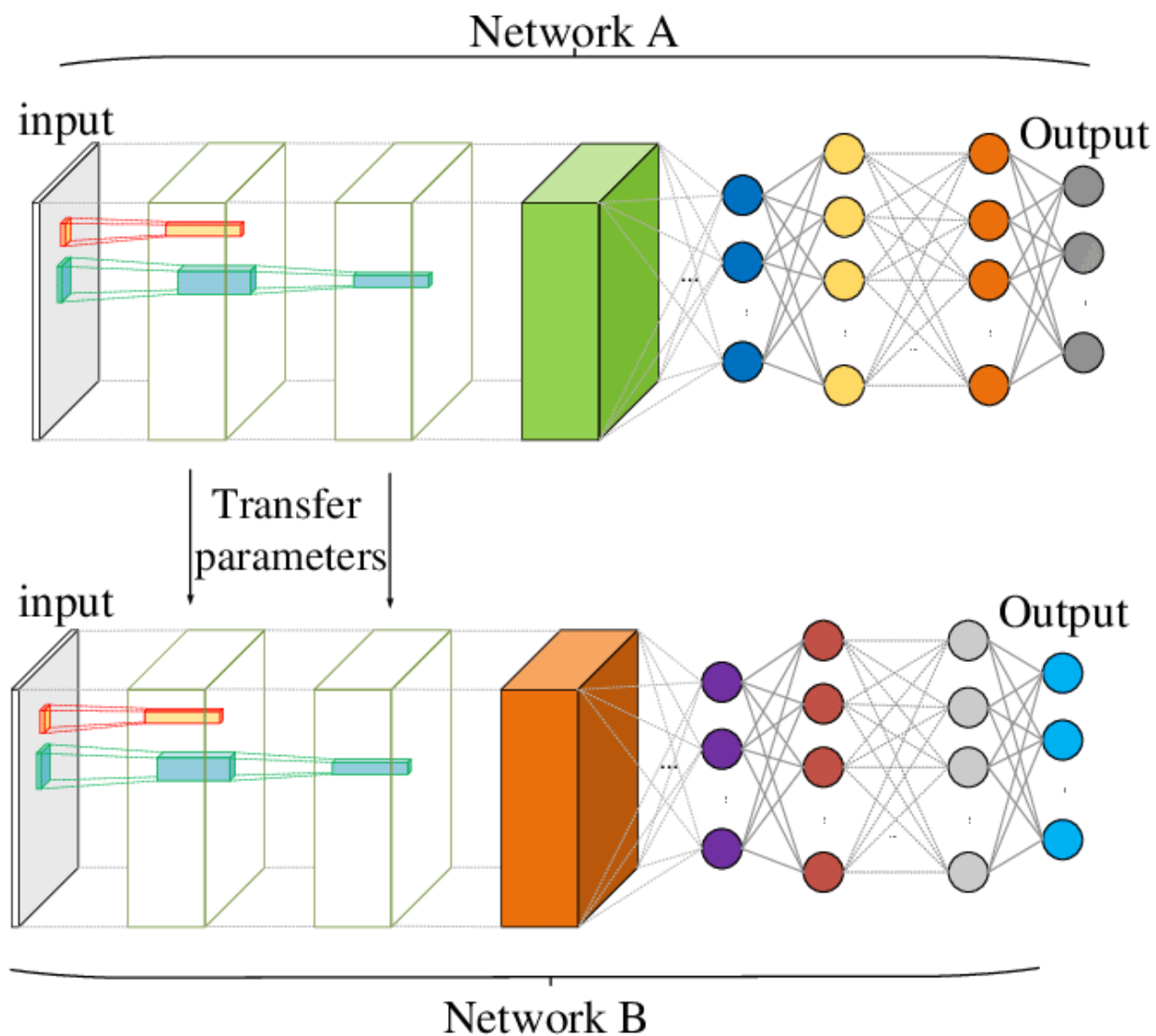


# Data Augmentation – Blurring

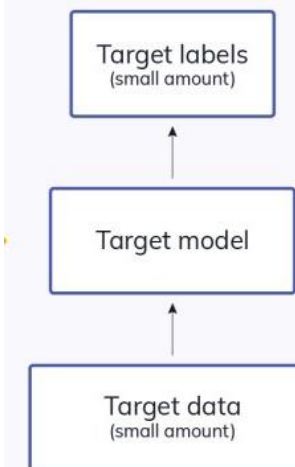
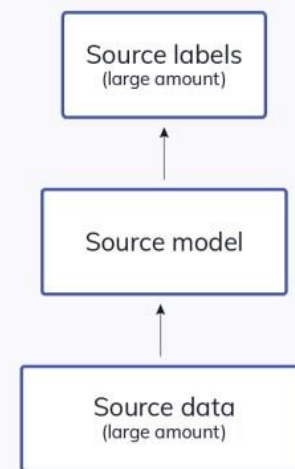




# Transfer Learning 개요



## Transfer Learned Knowledge





# Transfer Learning 시나리오

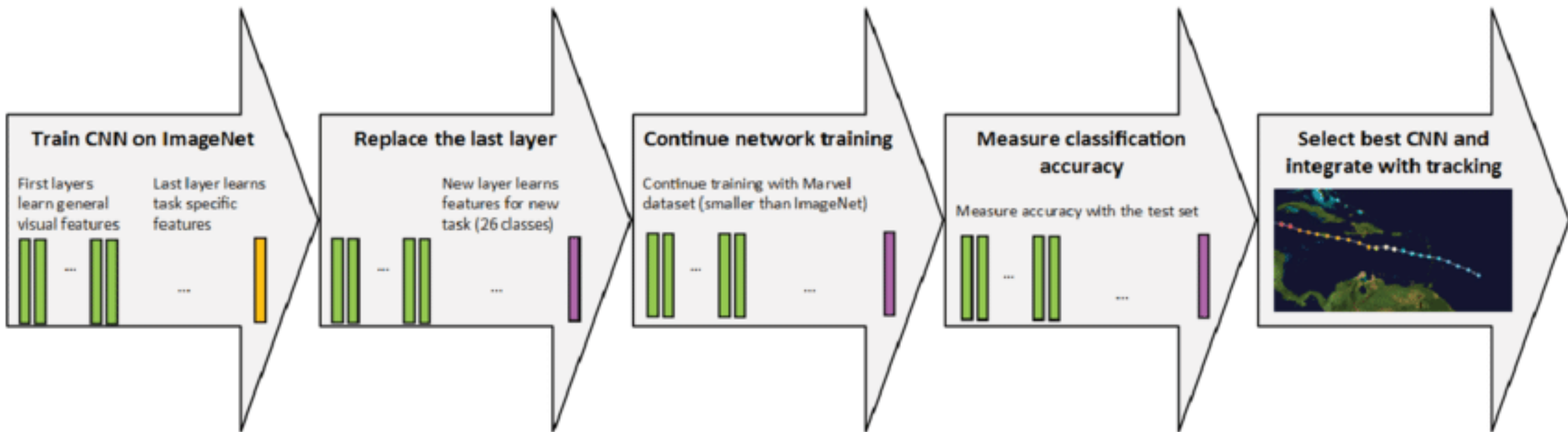
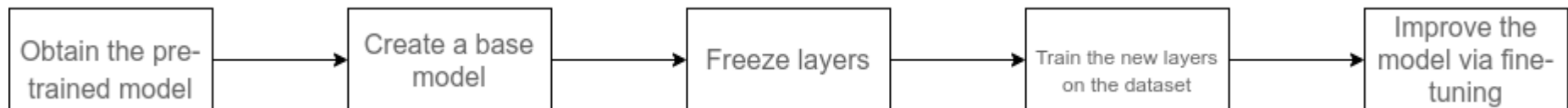
## ■ 전이학습

- 실제로 충분한 크기의 데이터셋을 갖추기는 상대적으로 드물기 때문에, (무작위 초기화를 통해) 맨 처음부터 합성곱 신경망(Convolutional Network) 전체를 학습하는 사람은 매우 적습니다.
- 대신, 매우 큰 데이터셋(예. 100가지 분류에 대해 120만개의 이미지가 포함된 ImageNet)에서 합성곱 신경망(ConvNet)을 미리 학습한 후, 이 합성곱 신경망을 관심있는 작업을 위한 초기 설정 또는 고정된 특징 추출기(fixed feature extractor)로 사용합니다.

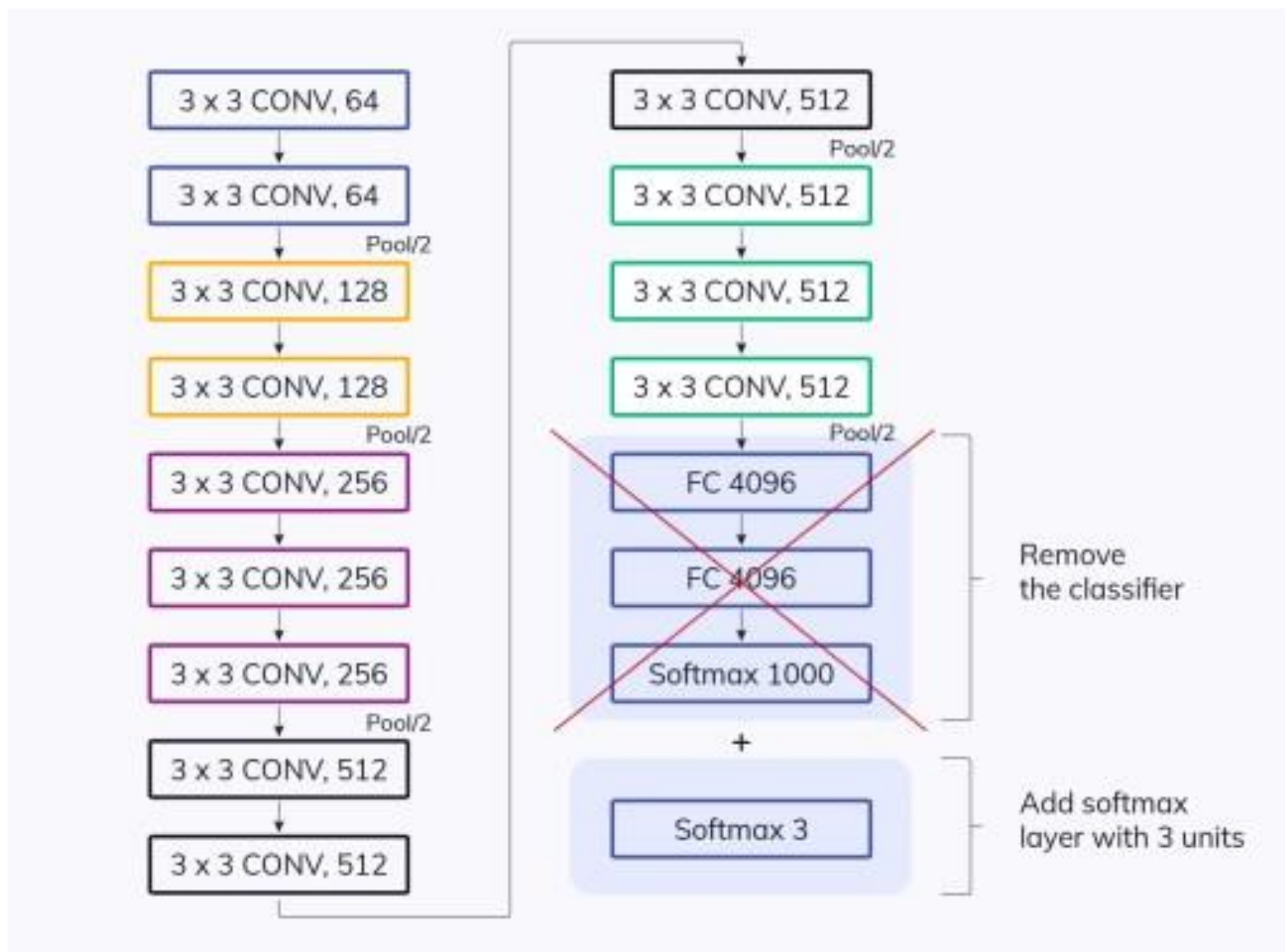
## ■ 전이학습 시나리오

- 고정된 특징 추출기로써의 합성곱 신경망: 여기서는 마지막에 완전히 연결 된 계층을 제외한 모든 신경망의 가중치를 고정합니다.  
마지막의 FCN(Fully Connected Network)은 새로운 무작위의 가중치를 갖는 계층으로 대체되어 이 계층만 학습합니다.
- 합성곱 신경망의 미세조정(Fine Tuning): 무작위 초기화 대신, 신경망을 ImageNet 1000 데이터셋 등으로 미리 학습한 신경망으로 초기화합니다. 학습의 나머지 과정들은 평상시와 같습니다.

# Transfer Learning 절차



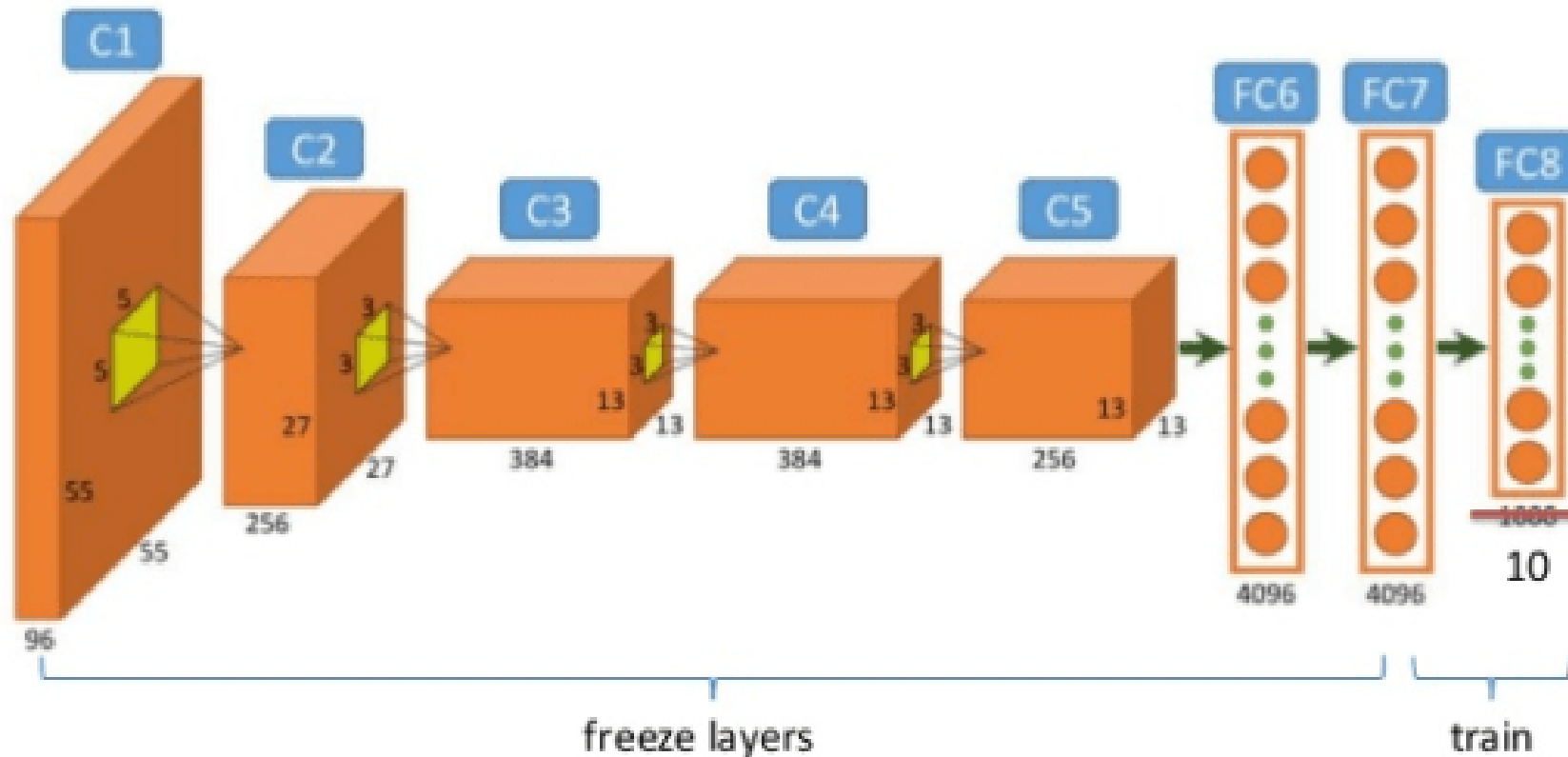
# Transfer Learning 절차 - Create a base model



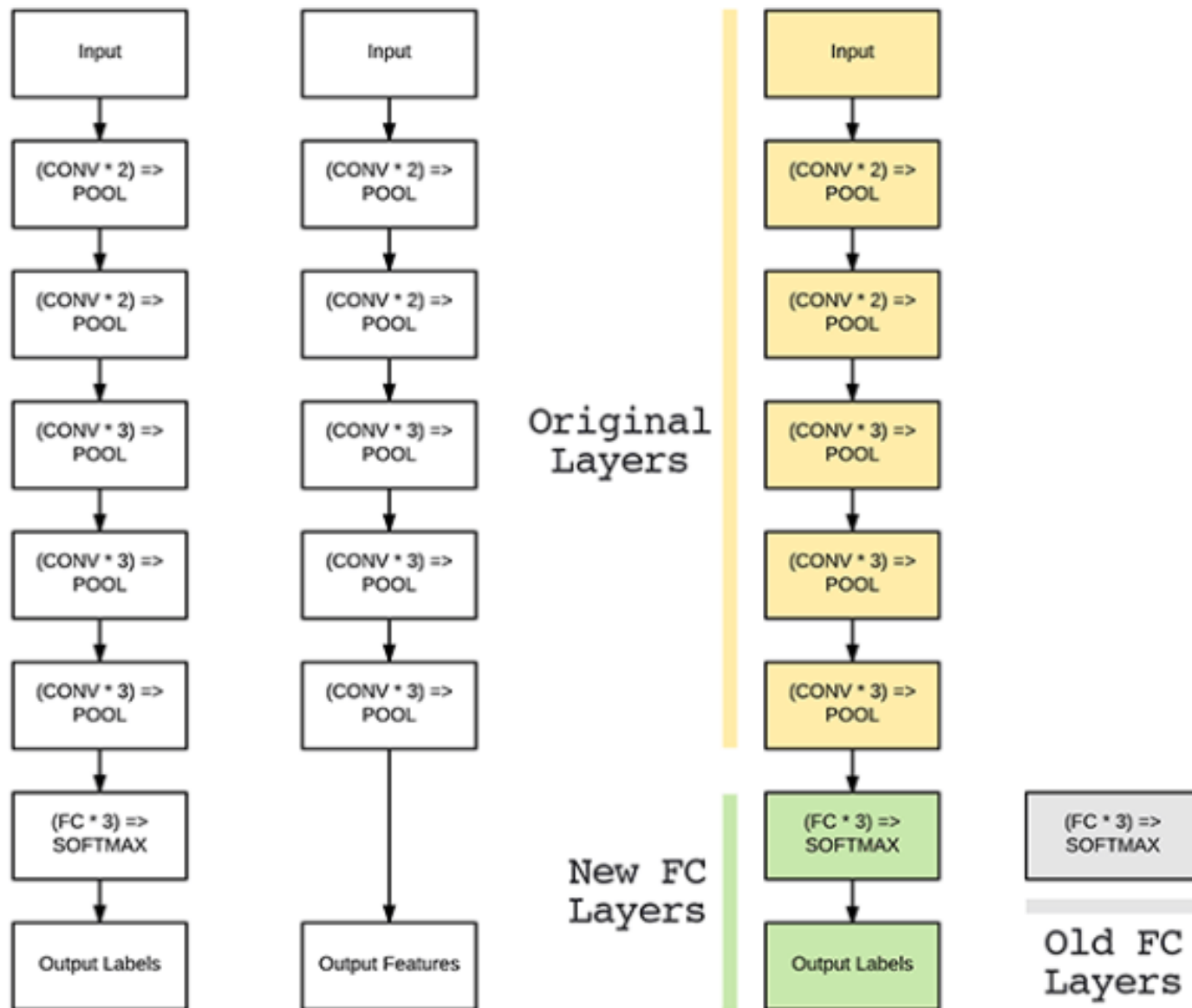


# Transfer Learning 절차 - Freeze layers

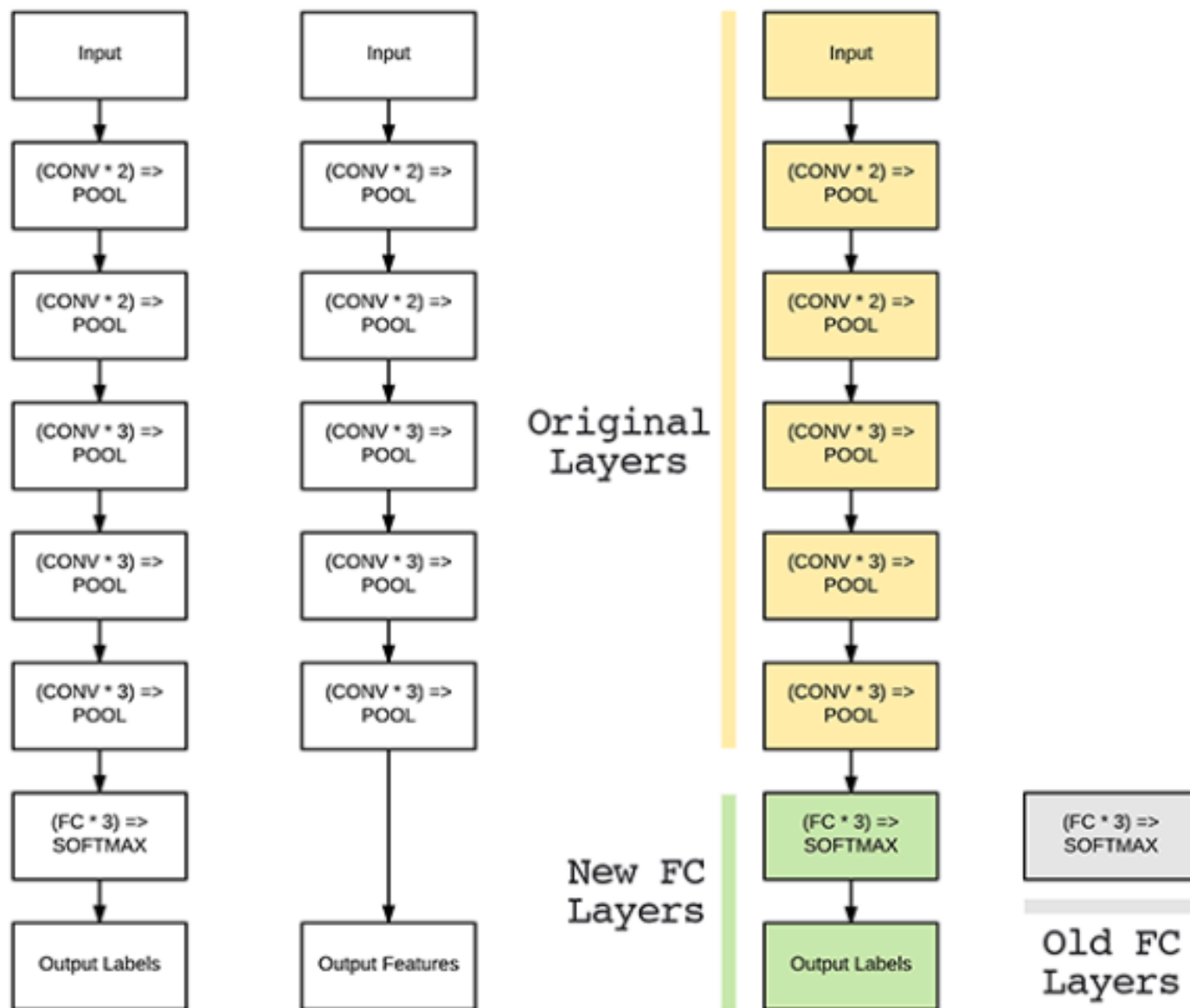
```
base_model.trainable = False
```



# Transfer Learning 절차 - Add new trainable layers

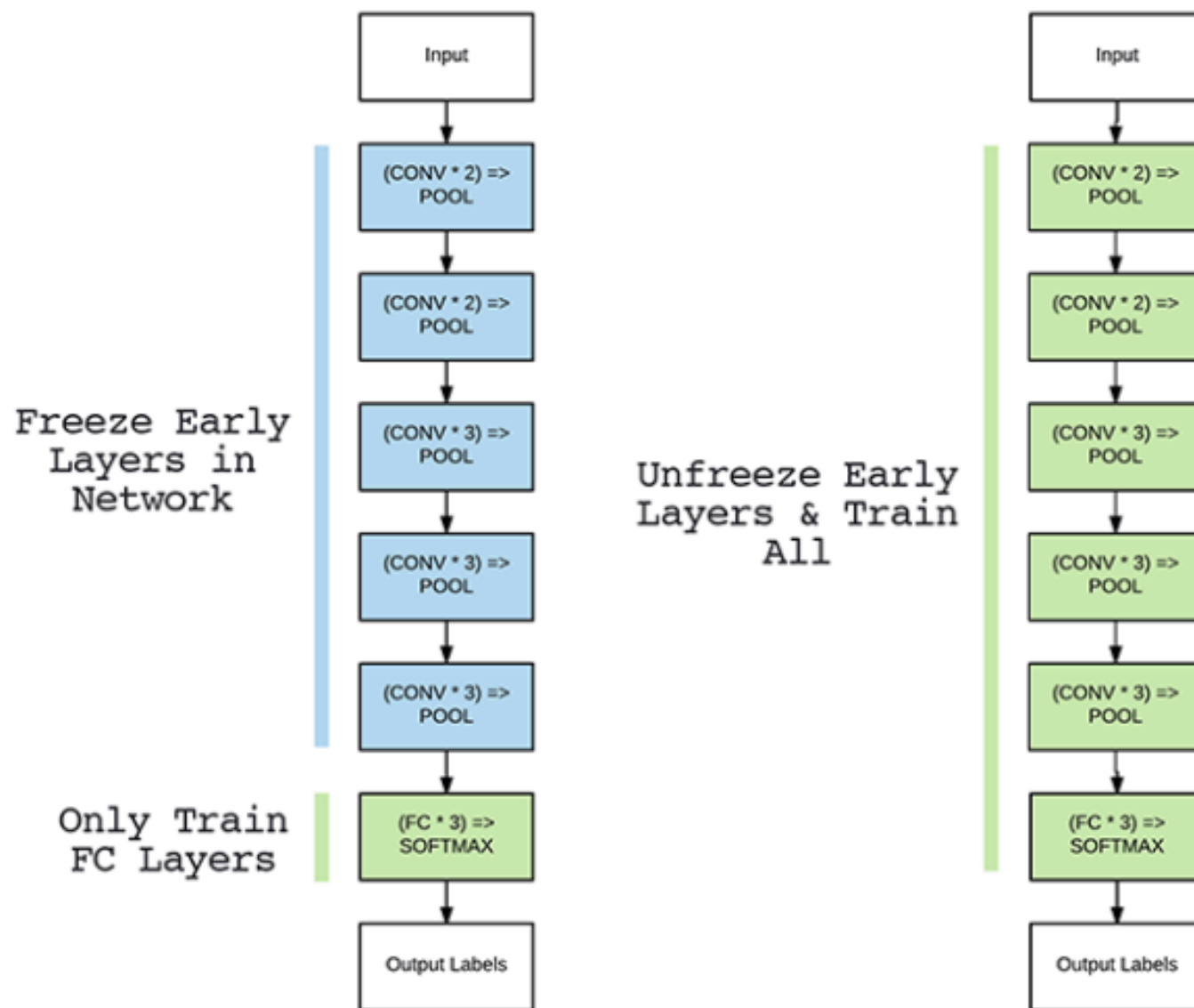


# Transfer Learning 절차 - Train the new layers on the dataset





# Transfer Learning 절차 - Improve the model via fine-tuning



# Pre-trained Model : tf.keras.applications

[https://www.tensorflow.org/api\\_docs/python/tf/keras/applications](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/applications)

`inception_resnet_v2` module: Public API for tf.keras.applications.inception\_resnet\_v2 namespace.

`inception_v3` module: Public API for tf.keras.applications.inception\_v3 namespace.

`mobilenet` module: Public API for tf.keras.applications.mobilenet namespace.

`mobilenet_v2` module: Public API for tf.keras.applications.mobilenet\_v2 namespace.

`mobilenet_v3` module: Public API for tf.keras.applications.mobilenet\_v3 namespace.

`nasnet` module: Public API for tf.keras.applications namespace.

`resnet` module: Public API for tf.keras.applications namespace.

`resnet50` module: Public API for tf.keras.applications namespace.

`resnet_v2` module: Public API for tf.keras.applications namespace.

`vgg16` module: Public API for tf.keras.applications namespace.

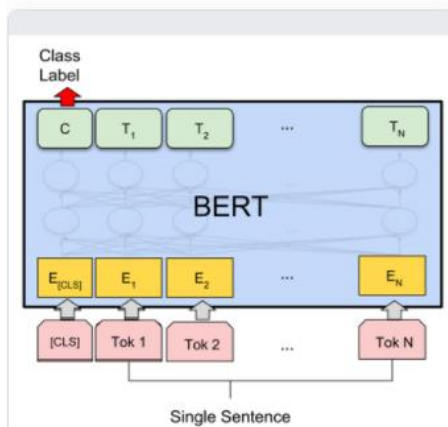
`vgg19` module: Public API for tf.keras.applications namespace.

`xception` module: Public API for tf.keras.applications.xception namespace.

```
model = tf.keras.applications.MobileNet(  
    input_shape=None,  
    alpha=1.0,  
    depth_multiplier=1,  
    dropout=0.001,  
    include_top=True,  
    weights="imagenet",  
    input_tensor=None,  
    pooling=None,  
    classes=1000,  
    classifier_activation="softmax",  
)
```

# Pre-trained Model : TensorFlow Hub

<https://www.tensorflow.org/hub>



## BERT

텍스트 분류 및 질문 답변 등 NLP 작업에서 BERT를 확인해 보세요.



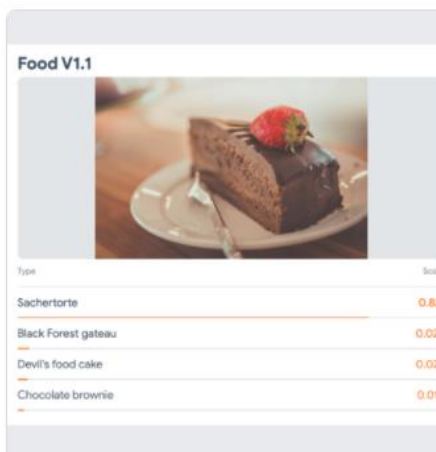
## 객체 감지

이미지에서 객체를 감지하려면 Faster R-CNN Inception ResNet V2 640x640 모델을 사용하세요.



## 스타일 전이

이미지 하나의 스타일을 이미지 스타일 전이 모델을 사용하여 다른 이미지로 전이하세요.



## 기기 내 음식 분류 기준

이 TFLite 모델을 사용하여 휴대기기의 음식 사진을 분류하세요.

```
model = tf.keras.Sequential([
    hub.KerasLayer("https://tfhub.dev/google/imagenet/mobilenet_v2_100_224/feature_vector/4",
        trainable=False),
    tf.keras.layers.Dense(num_classes, activation='softmax')
])
```



# Transfer learning and fine-tuning

<https://bit.ly/3p6BuR2>

- 160x160픽셀의 수천 개의 고양이와 개의 이미지가 포함된 데이터셋을 사용합니다.



# Transfer learning and fine-tuning

```
[4] _URL = 'https://storage.googleapis.com/mledu-datasets/cats_and_dogs_filtered.zip'
path_to_zip = tf.keras.utils.get_file('cats_and_dogs.zip', origin=_URL, extract=True)
PATH = os.path.join(os.path.dirname(path_to_zip), 'cats_and_dogs_filtered')

train_dir = os.path.join(PATH, 'train')
validation_dir = os.path.join(PATH, 'validation')

BATCH_SIZE = 32
IMG_SIZE = (160, 160)

train_dataset = image_dataset_from_directory(train_dir,
                                             shuffle=True,
                                             batch_size=BATCH_SIZE,
                                             image_size=IMG_SIZE)
```

Downloading data from [https://storage.googleapis.com/mledu-datasets/cats\\_and\\_dogs\\_filtered.zip](https://storage.googleapis.com/mledu-datasets/cats_and_dogs_filtered.zip)  
68608000/68606236 [=====] - 1s 0us/step  
68616192/68606236 [=====] - 1s 0us/step  
Found 2000 files belonging to 2 classes.

# Transfer learning and fine-tuning

원본 데이터세트에는 테스트 세트가 포함되어 있지 않으므로 테스트 세트를 생성합니다.

`tf.data.experimental.cardinality`를 사용하여 검증 세트에서 사용할 수 있는 데이터 배치 수를 확인한 다음 그 중 20%를 테스트 세트로 이동합니다.

```
[7] val_batches = tf.data.experimental.cardinality(validation_dataset)
    test_dataset = validation_dataset.take(val_batches // 5)
    validation_dataset = validation_dataset.skip(val_batches // 5)
```

```
[8] print('Number of validation batches: %d' % tf.data.experimental.cardinality(validation_dataset))
    print('Number of test batches: %d' % tf.data.experimental.cardinality(test_dataset))
```

```
Number of validation batches: 26
Number of test batches: 6
```



# Transfer learning and fine-tuning

## 성능을 높이도록 데이터세트 구성하기

버퍼링된 프리페치를 사용하여 I/O 차단 없이 디스크에서 이미지를 로드합니다.  
이 방법에 대해 자세히 알아보려면 [데이터 성능](#) 가이드를 참조하세요.

```
[9] AUTOTUNE = tf.data.AUTOTUNE
```

```
train_dataset = train_dataset.prefetch(buffer_size=AUTOTUNE)  
validation_dataset = validation_dataset.prefetch(buffer_size=AUTOTUNE)  
test_dataset = test_dataset.prefetch(buffer_size=AUTOTUNE)
```

# Transfer learning and fine-tuning

## 데이터 증강 사용

큰 이미지 데이터셋이 없는 경우, 회전 및 수평 뒤집기와 같이 훈련 이미지에 무작위이지만 사실적인 변환을 적용하여 샘플 다양성을 인위적으로 도입하는 것이 좋습니다. 이것은 모델을 훈련 데이터의 다양한 측면에 노출시키고 [과대적합](#)을 줄이는 데 도움이 됩니다. 이 [튜토리얼](#)에서 데이터 증강에 대해 자세히 알아볼 수 있습니다.

```
[10] data_augmentation = tf.keras.Sequential([  
    tf.keras.layers.experimental.preprocessing.RandomFlip('horizontal'),  
    tf.keras.layers.experimental.preprocessing.RandomRotation(0.2),  
])
```

참고: `model.fit` 을 호출할 때 훈련 중에만 이러한 레이어가 활성화됩니다.

`model.evaulate` 또는 `model.fit` 의 추론 모드에서 모델을 사용하면 비활성화됩니다.

# Transfer learning and fine-tuning

## 사전 훈련된 컨볼루션 네트워크로부터 기본 모델 생성하기

Google에서 개발한 MobileNet V2 모델로부터 기본 모델을 생성합니다.  
이 모델은 1.4M 이미지와 1000개의 클래스로 구성된 대규모 데이터셋인 ImageNet 데이터셋을 사용해 사전 훈련된 모델입니다.

```
[14] # Create the base model from the pre-trained model MobileNet V2
      IMG_SHAPE = IMG_SIZE + (3,)
      base_model = tf.keras.applications.MobileNetV2(input_shape=IMG_SHAPE,
                                                       include_top=False,
                                                       weights='imagenet')
```

☞ Downloading data from [https://storage.googleapis.com/tensorflow/keras-applications/mobilenet\\_v2/mobilenet\\_v2\\_1.4\\_20180831\\_tf\\_dim\\_ordering\\_tf\\_kernels\\_1.0\\_224.h5](https://storage.googleapis.com/tensorflow/keras-applications/mobilenet_v2/mobilenet_v2_1.4_20180831_tf_dim_ordering_tf_kernels_1.0_224.h5)  
9412608/9406464 [=====] - 0s 0us/step  
9420800/9406464 [=====] - 0s 0us/step

# Transfer learning and fine-tuning

이 특징 추출기는 각 160x160x3 이미지를 5x5x1280 개의 특징 블록으로 변환합니다.  
이미지 배치 예제에서 수행하는 작업을 확인하세요:

```
[15] image_batch, label_batch = next(iter(train_dataset))  
     feature_batch = base_model(image_batch)  
     print(feature_batch.shape)
```

(32, 5, 5, 1280)

## 컨볼루션 베이스 모델 고정하기

모델을 컴파일하고 훈련하기 전에 컨볼루션 기반을 고정하는 것이 중요합니다.

```
[16] base_model.trainable = False
```

# Transfer learning and fine-tuning

분류 층을 맨 위에 추가하기

특성 블록에서 예측을 생성하기 위해 `tf.keras.layers.GlobalAveragePooling2D` 레이어를 사용하여 특성을 이미지당 하나의 1280-요소 벡터로 변환하여 `5x5` 공간 위치에 대한 평균을 구합니다.

```
[18] global_average_layer = tf.keras.layers.GlobalAveragePooling2D()  
     feature_batch_average = global_average_layer(feature_batch)  
     print(feature_batch_average.shape)
```

(32, 1280)



# Transfer learning and fine-tuning

`tf.keras.layers.Dense` 레이어를 사용하여 특성을 이미지당 단일 예측으로 변환합니다.

```
[56] prediction_layer = tf.keras.layers.Dense(1)
      prediction_batch = prediction_layer(feature_batch_average)
      print(prediction_batch.shape)
```

(32, 1)

# Transfer learning and fine-tuning

[Keras Functional API](#)를 사용하여 데이터 증강, 크기 조정, base\_model 및 특성 추출기 레이어를 함께 연결하여 모델을 구축합니다. 앞서 언급했듯이 모델에 BatchNormalization 레이어가 포함되어 있으므로 training=False를 사용하세요.

```
[57] inputs = tf.keras.Input(shape=(160, 160, 3))
      x = data_augmentation(inputs)
      x = preprocess_input(x)
      x = base_model(x, training=False)
      x = global_average_layer(x)
      x = tf.keras.layers.Dropout(0.2)(x)
      outputs = prediction_layer(x)
      model = tf.keras.Model(inputs, outputs)
```

# Transfer learning and fine-tuning

## 모델 컴파일

학습하기 전에 모델을 컴파일해야 합니다.

두 개의 클래스가 있으므로 모델이 선형 출력을 제공하므로

`from_logits = True` 와 함께 이진 교차 엔트로피 손실을 사용하세요.

```
[58] base_learning_rate = 0.0001
      model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.RMSprop(lr=base_learning_rate),
                    loss=tf.keras.losses.BinaryCrossentropy(from_logits=True),
                    metrics=['accuracy'])
```

# Transfer learning and fine-tuning

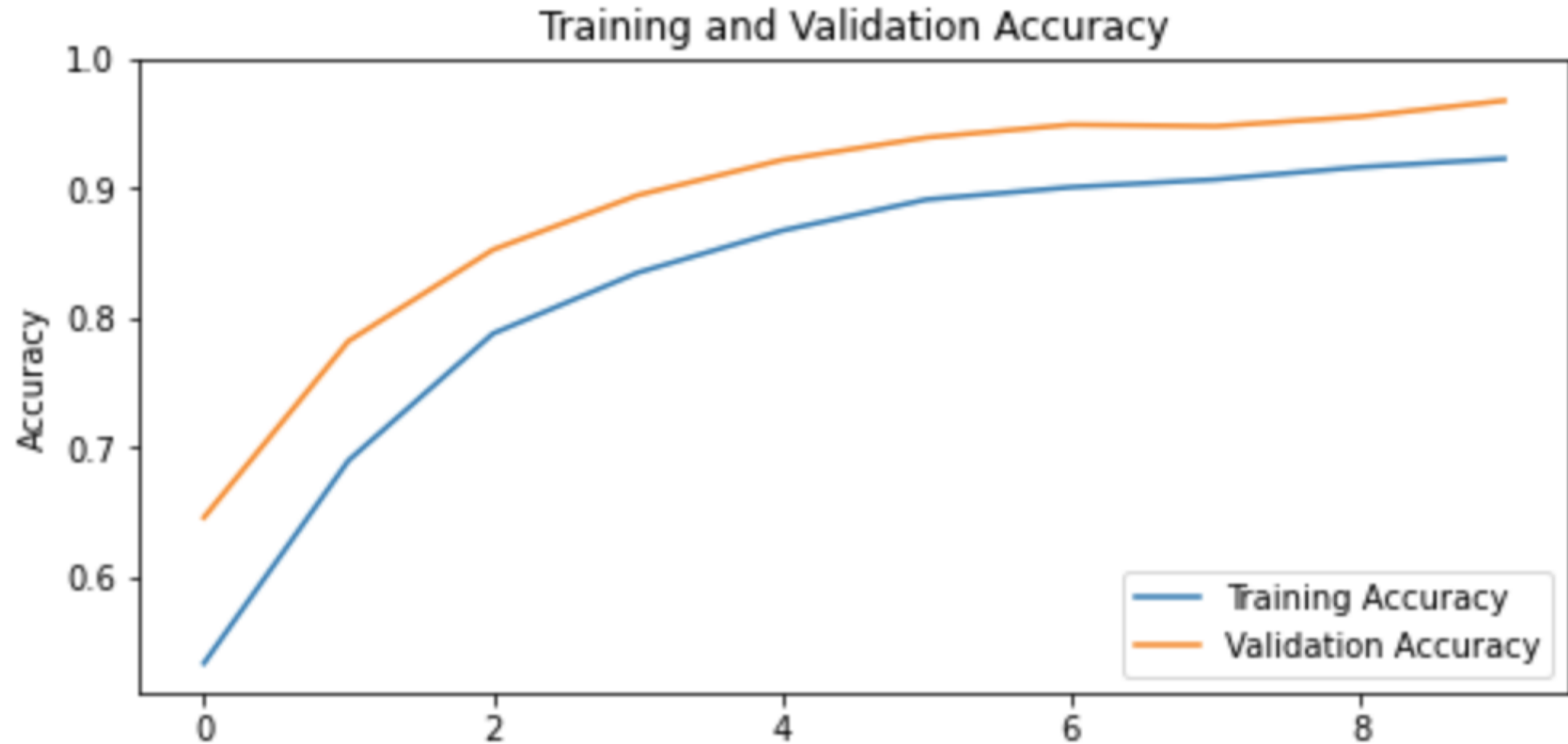
## 모델 훈련

10 epoch만큼 훈련한 후, 검증 세트에서 ~94%의 정확도를 볼 수 있습니다.

```
[63] history = model.fit(train_dataset,
                          epochs=initial_epochs,
                          validation_data=validation_dataset)
```

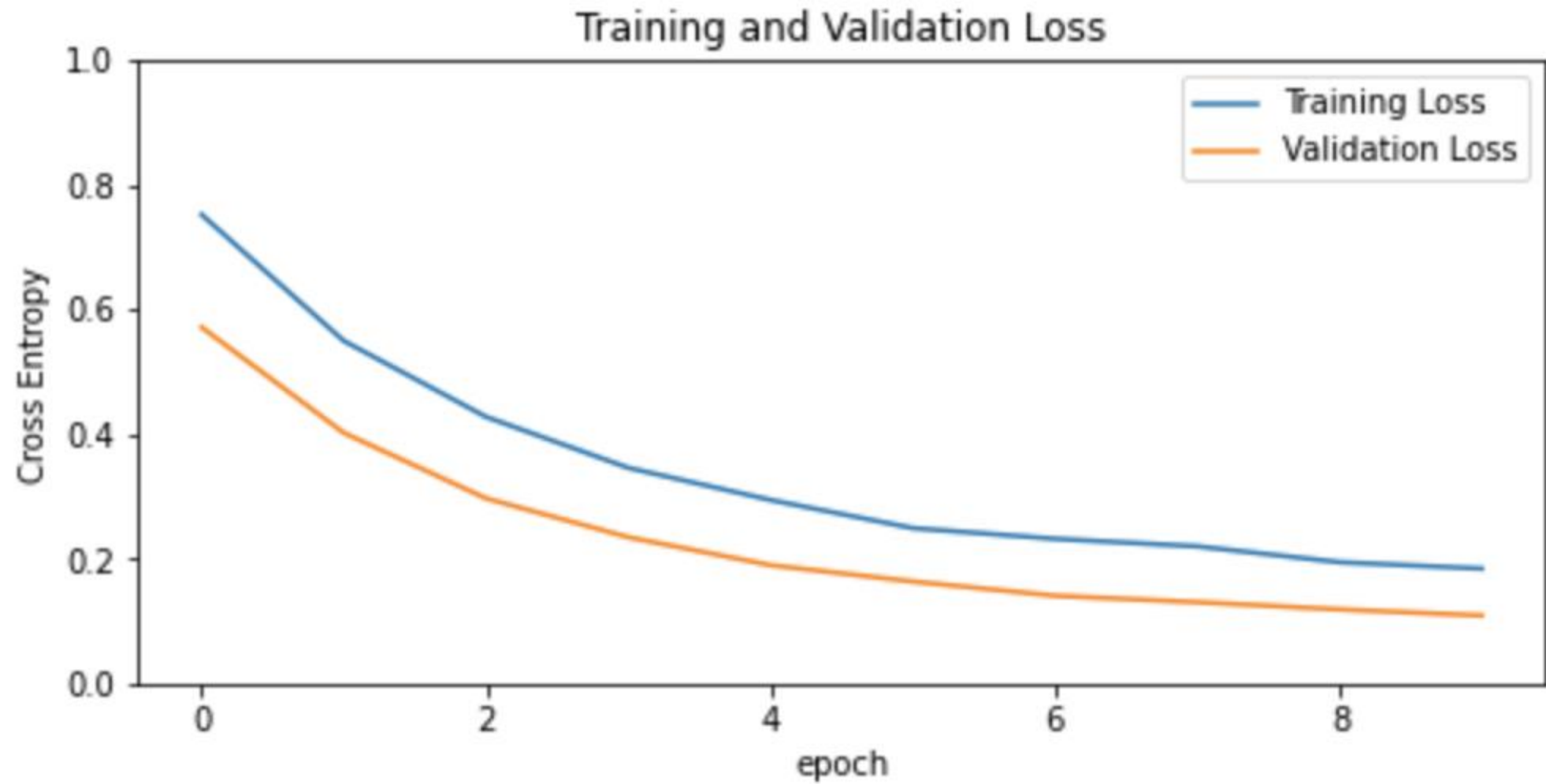
```
Epoch 6/10
63/63 [=====] - 6s 86ms/step - loss: 0.2491 - accuracy: 0.8915 - val_loss: 0.1634 - val_accuracy: 0.9394
Epoch 7/10
63/63 [=====] - 6s 88ms/step - loss: 0.2319 - accuracy: 0.9010 - val_loss: 0.1405 - val_accuracy: 0.9493
Epoch 8/10
63/63 [=====] - 6s 87ms/step - loss: 0.2198 - accuracy: 0.9070 - val_loss: 0.1302 - val_accuracy: 0.9480
Epoch 9/10
63/63 [=====] - 6s 87ms/step - loss: 0.1943 - accuracy: 0.9165 - val_loss: 0.1186 - val_accuracy: 0.9554
Epoch 10/10
63/63 [=====] - 6s 87ms/step - loss: 0.1841 - accuracy: 0.9230 - val_loss: 0.1087 - val_accuracy: 0.9678
```

# Transfer learning and fine-tuning





# Transfer learning and fine-tuning



# Transfer learning and fine-tuning



[https://www.tensorflow.org/tutorials/images/transfer\\_learning?hl=ko](https://www.tensorflow.org/tutorials/images/transfer_learning?hl=ko)

# Transfer learning with TensorFlow Hub



[https://www.tensorflow.org/tutorials/images/transfer\\_learning\\_with\\_hub?hl=ko](https://www.tensorflow.org/tutorials/images/transfer_learning_with_hub?hl=ko)

# Transfer Learning Guide



<https://neptune.ai/blog/transfer-learning-guide-examples-for-images-and-text-in-keras>

THANK YOU

[kgpark88@gmail.com](mailto:kgpark88@gmail.com)