```
In [3]: !pip install -Uqq fastbook
    import fastbook
    fastbook.setup_book()
    from fastbook import *
```

Mounted at /content/gdrive

Regression

- 일반적으로 딥러닝을 생각하면 여러가지 분야로 나눠 분류함 (컴퓨터 비젼, 자연어 처리...)
 - 이런 직관적 분류법은 더 깊고 의미있는 내용을 놓칠 수 있음
 - 사진 (indep variable) 에서 텍스트를 (dep variable)
 - 텍스트, 테이블 데이터, 사진에서 (indep variables) 제품을 (dep variable) 추천
- 이런 자신만의 유니크한 애플리케이션과 문제를 이해하고 적용하면 datablock API를 최대로 활용 가능함
 - Image Regression (사진 input-> float 숫자 output)
 - Key Point Model
 - 사진안에서의 특정 위치를 표현하는 값 (인물의 얼굴의 중심 위치
 - Output 값이 두개임 (얼굴 중심의 row 와 column 값)

Assembling the Data

• Biwi Kinect Head Pose Dataset 을 사용한 head center location estimation

```
In [4]: # 우선 데이터가 저장된 URL을 불러온다 path = untar_data(URLs.BIWI_HEAD_POSE)
```

```
In [6]: # path에 저장되어 있는 경로들을 리스트해본다 (sorted 함수는 리스팅을 ascending 순시로 보여줌)
path.ls().sorted()
```

Out[6]: (#50) [Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/01'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/01.obj'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/02'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/02.obj'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/03'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/03.obj'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/04.obj'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/04.obj'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/05'),Path('/root/.fastai/data/biwi_head_pose/05.obj')...]

```
In [7]: # 01~24까지의 디렉토리가 있음 (각각 다른 사람들의 사진)
# 아래는 첫번째 디렉토리를 확인
(path/'01').ls().sorted()
```

```
In [8]: # 각각 디렉토리마다 파일은 사진과 (_rgb.jpg) 관련된 머리 포즈임 (_pose.txt)
# get_image_files 함수를 통해 리커시브하게 파일들을 불러올 수 있음
# 아래는 img2pose 라는 함수를 만들어 rgb.jpg 와 pose.txt를 따옴
img_files = get_image_files(path)
def img2pose(x): return Path(f'{str(x)[:-7]}pose.txt')

print(img_files[0])
print(img2pose(img_files[0]))
```

/root/.fastai/data/biwi_head_pose/10/frame_00188_rgb.jpg
/root/.fastai/data/biwi_head_pose/10/frame_00188_pose.txt

```
In [9]: # 불러온 이미지를 체크해볼 수 있음
im = PILImage.create(img_files[0])
print(im.shape)
im.to_thumb(160)
```

(480, 640)

Out[9]:



```
In [10]: # 기본적으로 Biwi 데이터셋에 제공된 정보를 이용해서 인물의 머리 위치 정보를 추출한다 # 만든 함수를 사용하여 X, Y 좌표를 알 수 있음
cal = np.genfromtxt(path/'01'/'rgb.cal', skip_footer=6)
def get_ctr(f):
        ctr = np.genfromtxt(img2pose(f), skip_header=3)
        c1 = ctr[0] * cal[0][0]/ctr[2] + cal[0][2]
        c2 = ctr[1] * cal[1][1]/ctr[2] + cal[1][2]
        return tensor([c1,c2])

get_ctr(img_files[0])
```

Out[10]: tensor([344.8080, 254.0485])

```
In [11]: # 이 아이템을 DataBlock의 get_y 의 argument 로 넣으면 학습이 가능함
# 학습의 train, valid 데이터를 나누는데 random splitter을 사용하면 안됨 (학습한 사
람들의 데이터가 새로운 사람의 (training data에 없던) 사진에서도 잘 되기위해)
# datablock 의 block argument 의 두번째 block은 pointblock 을 사용하여야 좌표값을
라벨로 사용함을 알 수 있음
biwi = DataBlock(
blocks=(ImageBlock, PointBlock),
get_items=get_image_files,
get_y=get_ctr,
splitter=FuncSplitter(lambda o: o.parent.name=='13'),
batch_tfms=[*aug_transforms(size=(240,320)),
Normalize.from_stats(*imagenet_stats)]
)
```

```
In [12]: # 만들어진 DataBlock의 한 batch를 확인할 수 있음 (dataLoader's' 인 이유는 train 과 valid 가 있어서임)
# 비슷한 방법으로 한 batch가 실제로 어떤 tensor 값을 가지고 있는지 볼 수 있음
dls = biwi.dataLoaders(path)
dls.show_batch(max_n=9, figsize=(8,6))
xb, yb = dls.one_batch()
xb.shape, yb.shape
```

Out[12]: (torch.Size([64, 3, 240, 320]), torch.Size([64, 1, 2]))









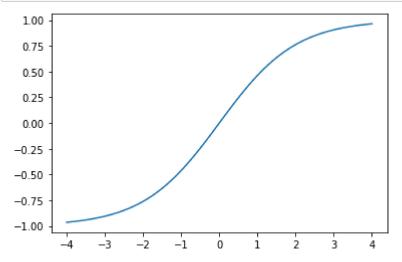
Training a Model

In [13]: # 비슷한 방법으로 cnn_learner 을 이용해서 모델을 학습할 수 있다 # y_range 를 이용해서 output 의 범위를 지정할 수 있음 learn = cnn_learner(dls, resnet18, y_range=(-1,1))

Downloading: "https://download.pytorch.org/models/resnet18-5c106cde.pth" to / root/.cache/torch/hub/checkpoints/resnet18-5c106cde.pth

In [14]: # Fastai 에서는 y_range를 sigmoid_range 로 정의한 함수를 사용함

def sigmoid_range(x, lo, hi): return torch.sigmoid(x) * (hi-lo) + lo
plot_function(partial(sigmoid_range,lo=-1,hi=1), min=-4, max=4)

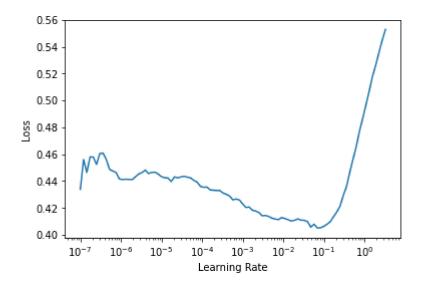


In [15]: # cnn_learner 의 argument 에 Loss function을 지정해주지 않았기에 Fastai 의 기본 Loss 함수를 사용함 dls.loss_func

Out[15]: FlattenedLoss of MSELoss()

In []: # 앞 단원에서 배운 Learning rate finder 을 사용할 수있음 learn.lr_find()

Out[]: SuggestedLRs(lr_min=0.006918309628963471, lr_steep=7.585775847473997e-07)



In [16]: # 1e-1 이 최저짐이기 때문에, 한 order 낮은 1e-2를 Learning rate 로 사용 lr = 1e-2 learn.fine_tune(1, lr)

epoch	train_loss	valid_loss	time
0	0.050050	0.009751	02:22
epoch	train_loss	valid_loss	time

In [24]: #학습된 모델의 퍼포먼스를 확인할 수 있음 (좌측이 true, 우측이 pred)
유동적인 API와 전이학습을 이용해서 좋은 퍼포먼스를 얻을 수 있음 (pretrained model 이 새로운 application에도 잘 사용될 수 있음)
learn.show_results(ds_idx=1, max_n=2, figsize=(6,8))

Target/Prediction

