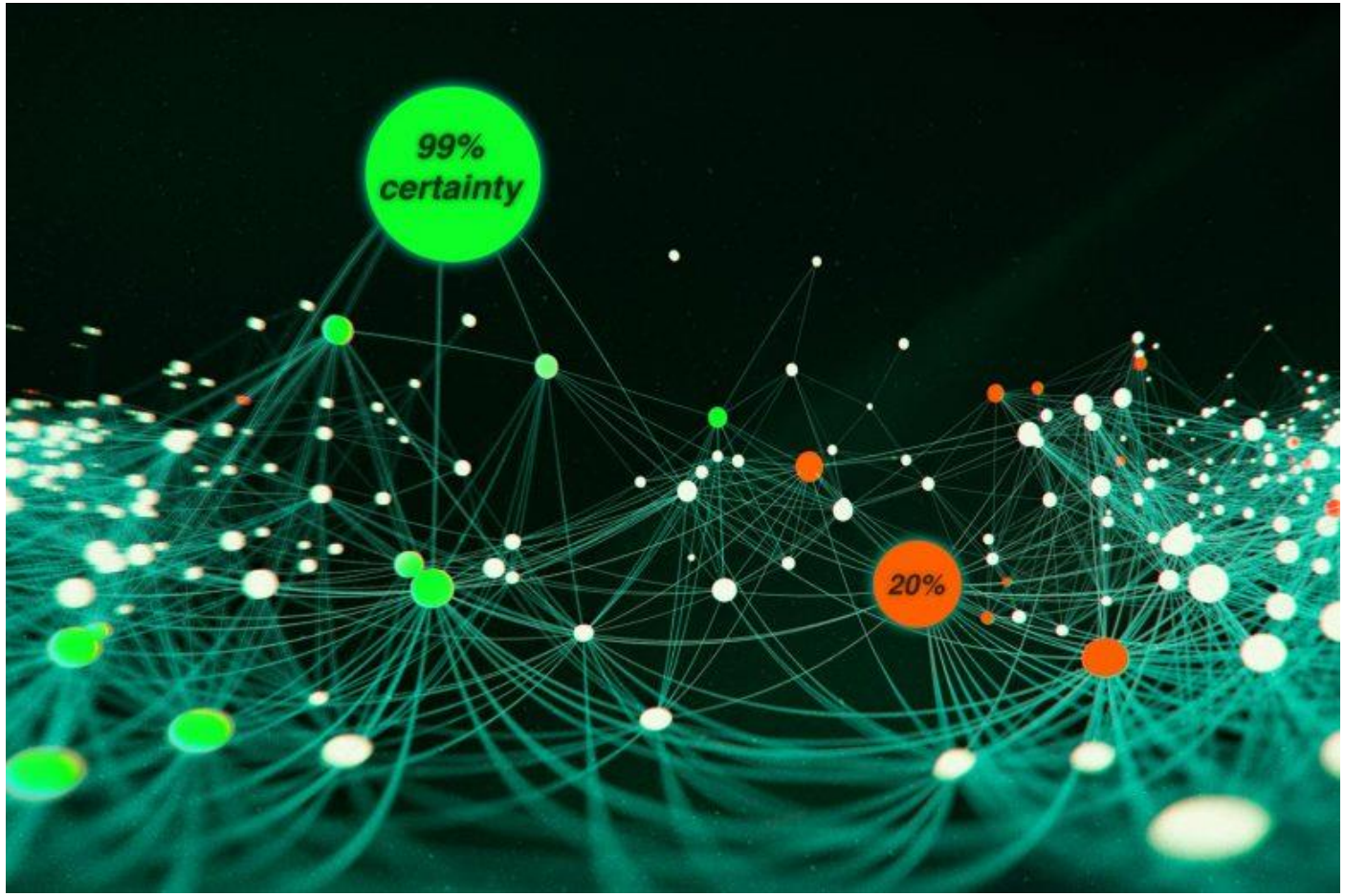
심층신경망 성능향상



박경규

가중치 초기화

- 가중치 초기화 기법은 뉴런 포화가 일어날 가능성을 감소시키고, 딥러닝 성능을 크게 끌어 올립니다.
- 기본적으로 텐서플로는 모델을 만들 때 합리적인 값으로 w와 b를 초기화 합니다.
- 그리고, 문제에 맞도록 기본값을 바꿀 수 있습니다.

Bias 초기화

```
[3]  b_init = Zeros()
```

가중치 초기화 - 표준 정규 분포

```
[4]  w_init = RandomNormal(stddev=1.0)
```

가중치 초기화 - 세이비어 글로럿 분포

```
[5]  # w_init = glorot_normal()
```

가중치 초기화 - 세이비어 글로럿 균등 분포

```
[6]  # w_init = glorot_uniform()
```

가중치 초기화

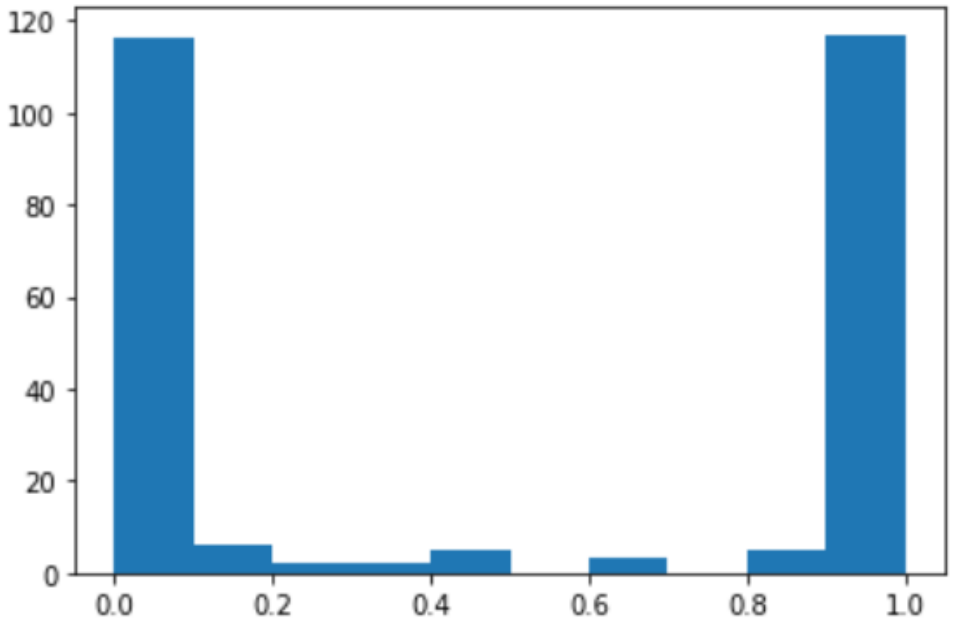
신경망 모델

```
[7]  model = Sequential()
     model.add(Dense(n_dense,
                     input_dim=n_input,
                     kernel_initializer=w_init,
                     bias_initializer=b_init))
     # model.add(Activation('sigmoid'))
     # model.add(Activation('tanh'))
     model.add(Activation('relu'))
```

가중치 초기화

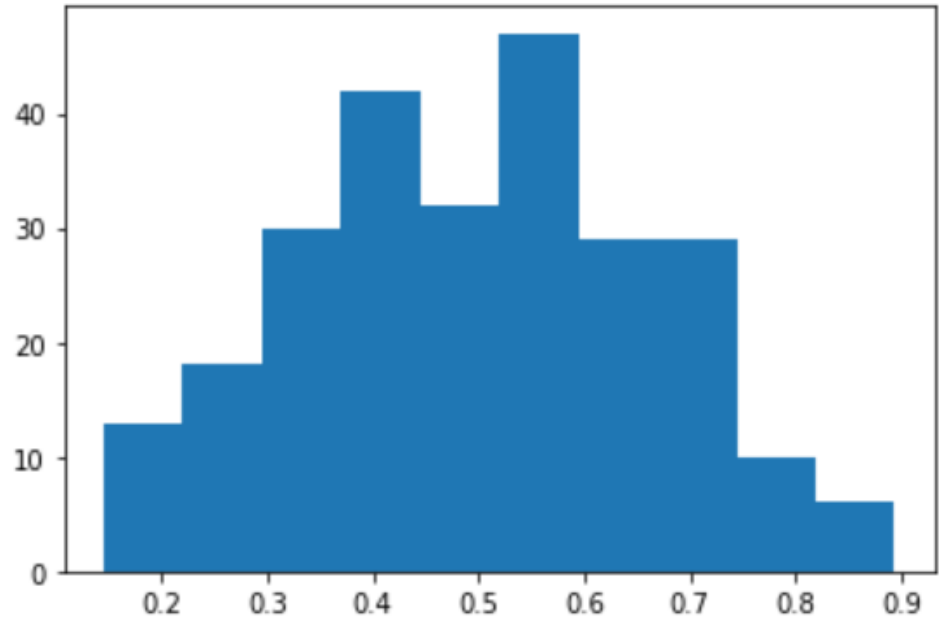
가중치 초기화 - 표준 정규 분포

```
[4]  w_init = RandomNormal(stddev=1.0)
```



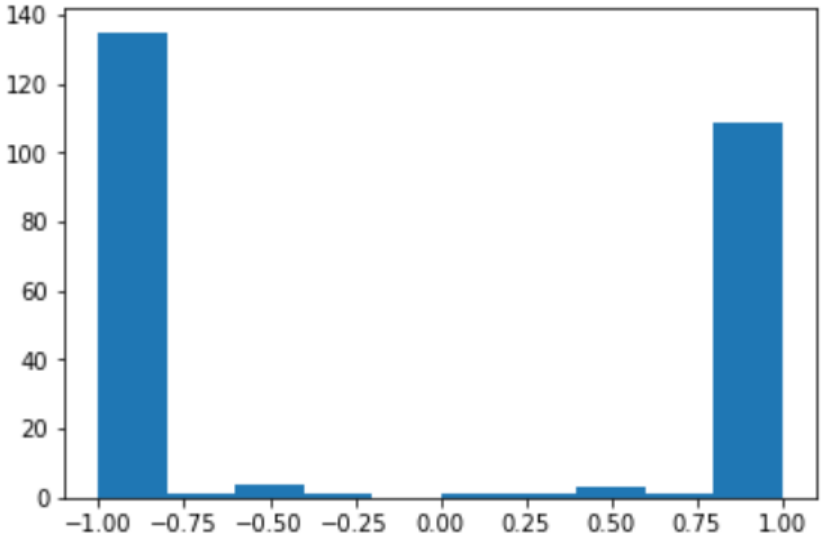
가중치 초기화 - 세이비어 글로럿 분포

```
[5]  w_init = glorot_normal()
```

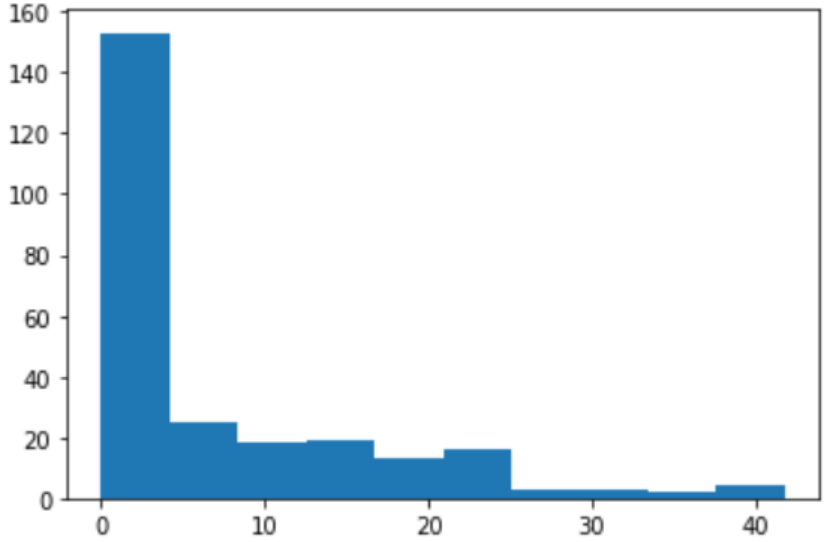


가중치 초기화

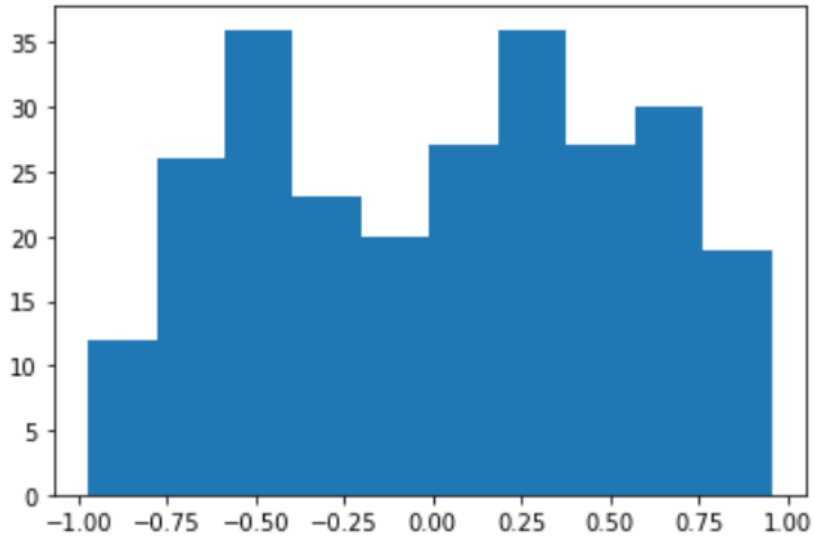
tanh + 표준 정규분포 초기화



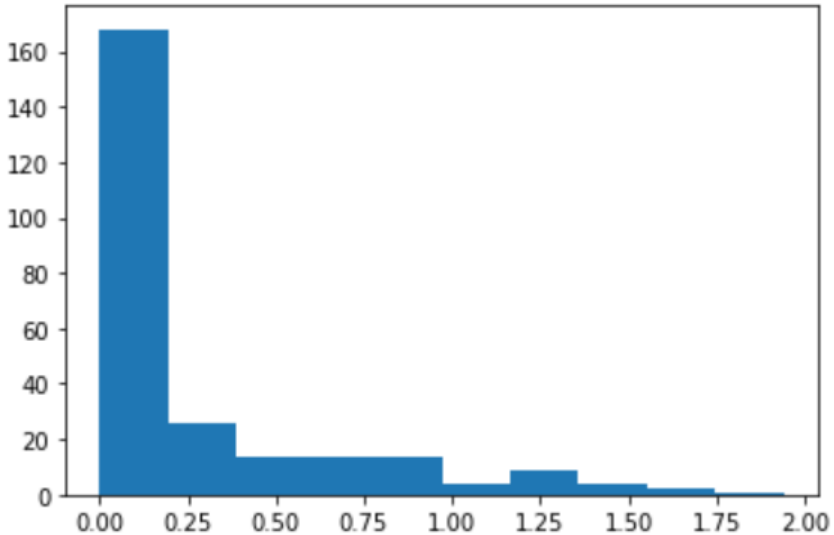
ReLU+ 표준 정규분포 초기화



tanh + 글로럿 초기화

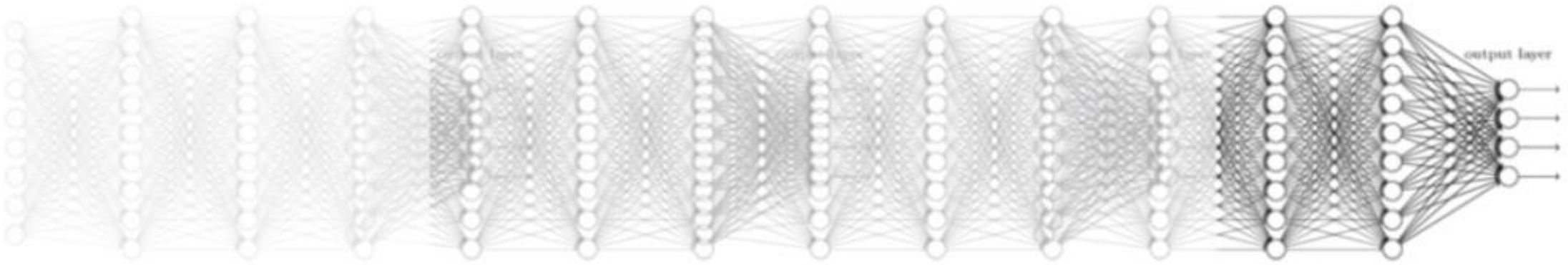


ReLU+ 글로럿 초기화



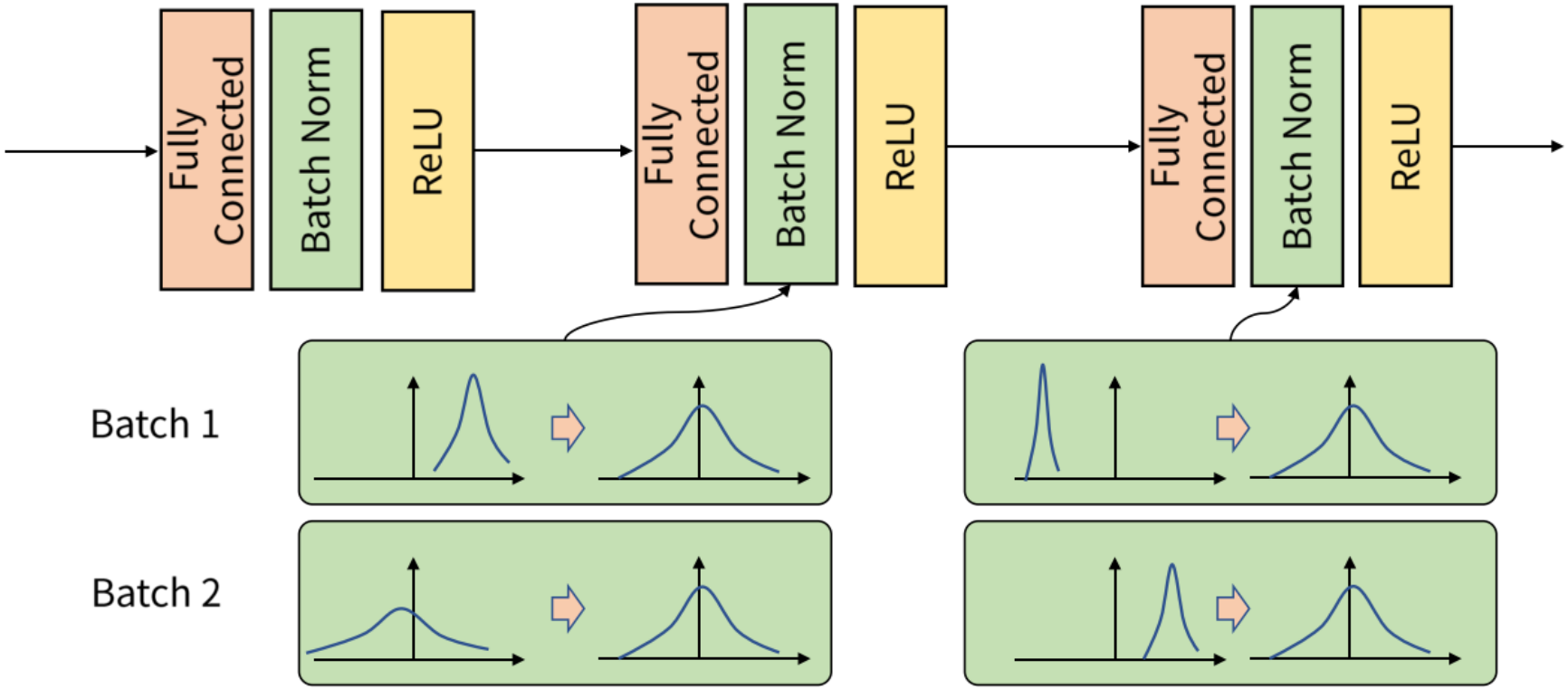
그레이디언트 소실(Gradient Vanishing)

- 역전파가 출력층에서 입력층으로 작동하면서 손실이 최소화 되도록 신경망의 파라미터를 조정합니다.
- 각 파라미터는 손실에 대한 그레이디언트에 비례하여 조정 됩니다.
- 마지막 은닉층에서 첫 번째 은닉층으로 갈수록 손실에 비례한 파라미터의 그레이디언트가 소멸됩니다.
- 많은 은닉층을 신경망을 추가하면, 그레이디언트 소실 문제 때문에 멀리 떨어진 은닉층이 일정량 만큼 학습할 수 없습니다.
- X에서 y로 근사하는 신경망의 전체 능력이 훼손 됩니다.



배치 정규화(Batch Normalization)

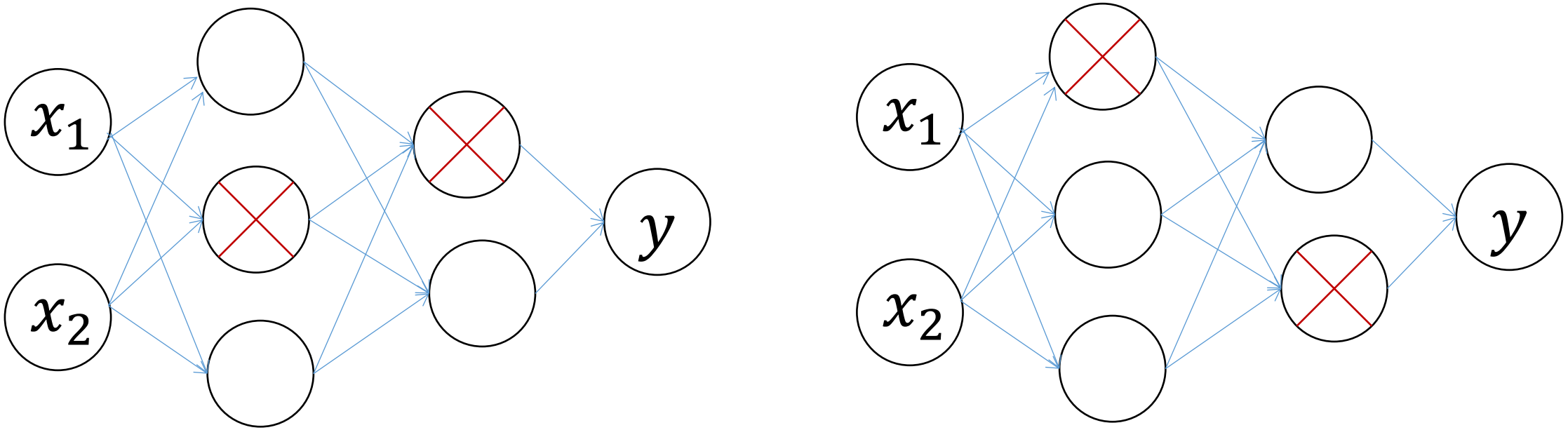
- 신경망이 훈련하는 동안 층의 파라미터 분포는 점진적으로 이동합니다.
- 이를 내부 공변량 변화(Internal Covariate Shift)라고 합니다.
- 배치 정규화를 통해 값의 분포를 평균이 0이고 표준 편차가 1인 분포로 다시 조정됩니다.
- 배치 정규화는 층간 독립적 학습, 더 높은 학습률 선택, 일반화가 잘 되게 하는 규제와 같은 긍정적인 효과가 있습니다.



https://gaussian37.github.io/dl-concept-batchnorm/

과대적합(Overfitting) 방지 – Dropout

- 훈련 손실은 계속 내려가지만 검증 손실이 상승하는 상황을 과대적합(Overfitting) 이라고 합니다.
- 머신러닝 분야에서는 과대적합을 줄이기 위해 L1규제(Lasso), L2규제(Ridg)를 사용합니다.
- 딥러닝에서는 신경망에 특화된 드롭아웃 기법을 사용합니다.
- 드롭아웃(Dropout)은 각 층에 있는 랜덤한 일부 뉴런이 훈련하는 동안 없는 것처럼 동작하는 것입니다.
- 드롭아웃은 훈련 데이터셋의 일부 특성이 과도하게 신경망의 특정 정방향 계산을 주도하지 못하도록 만듭니다. 데이터의 특정 특성에 과도하게 의존하지 않게 됩니다.



과대적합(Overfitting) 방지 - Data Augmentation

- 훈련 데이터셋이 많을수록 모델의 일반화 성능이 높아집니다.
- Image Augmentation은 딥러닝 모델을 훈련하기 위해 새로운 이미지를 생성하는 프로세스입니다.
- 이미지 회전, 블러 처리, 이미지 이동, 노이즈 추가 등의 여러가지 변환으로 훈련 데이터를 생성합니다.

https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/12/image-augmentation-deep-learning-pytorch/

고급 옵티마이저

■ Momentum

- local minimum 에 빠지게 않도록 이전 gradient들을 계산에 포함해서 현재 파라미터를 업데이트 합니다.
- 이전 gradient들을 모두 동일한 비율로 포함시키지는 않고 비율을 감소시켜 줍니다.

■ Adagrad

- 가중치 기울기의 제곱을 통해 학습률을 점차 줄여나가면서 학습이 진행될수록 세밀한 학습이 가능하도록 하는 Optimizer입니다.

■ RMSProp

- RMSProp은 Hyper Parameter ρ를 추가하여 누적 가중치 기울기는 (0,1) 사이의 값이므로 시간이 지날 수록 점차 작아지고, 최신 가중치 기울기를 더욱 반영하여 AdamGrad에서 발생되는 G(t) 값이 무한히 커져 minimum과 같은 극점 근처에서 학습 속도가 느려지고, local minimum에 수렴하는 문제를 해결하였다.

■ Adam (Adaptive moment estimation)

- Adam은 Momentum과 RMSProp을 병합한 Optimizer입니다.
- RMSProp의 특징인 gradient의 제곱을 지수 평균한 값을 사용하며 Momentum의 특징으로 gradient를 제곱하지 않은 값을 사용하여 지수 평균을 구하고 수식에 활용합니다.

MNIST 분류기 소스코드 – DNN

```
[31]  model = Sequential()

      model.add(Dense(64, activation='relu', input_shape=(784,)))
      model.add(BatchNormalization())

      model.add(Dense(64, activation='relu'))
      model.add(BatchNormalization())

      model.add(Dense(64, activation='relu'))
      model.add(BatchNormalization())
      model.add(Dropout(0.2))

      model.add(Dense(10, activation='softmax'))
```

TensorBoard 로깅 디렉토리 설정

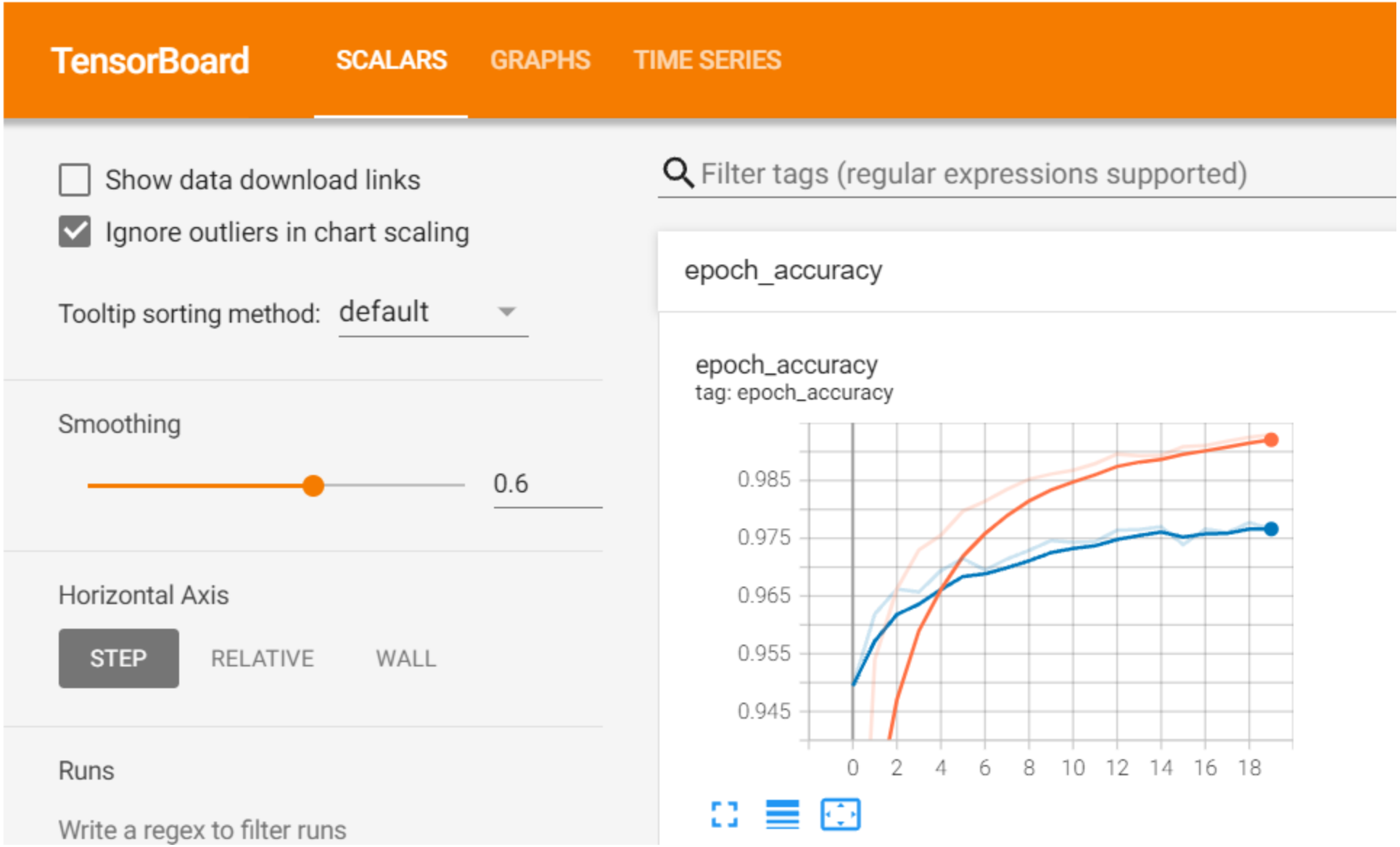
```
[34]  tensorboard = TensorBoard('logs/deep-net')
```

모델 훈련

```
[35]  model.fit(X_train, y_train,
                batch_size=128,
                epochs=20, verbose=1,
                validation_data=(X_valid, y_valid),
                callbacks=[tensorboard])
```

```
[36] %load_ext tensorboard
```

```
[37] %tensorboard --logdir logs/deep-net
```



MNIST 분류모델 구현 실습 – DNN

weight_initialization.ipynb

mnist_dnn_tensorboard_ann

Thank you

kgpark88@gmail.com