学習と検証、学習曲線（小画像の分類）

（人工知能応用）

URL: https://www.kkaneko.jp/cc/ni/index.html

金子邦彦

トピックス

- 分類を行うニューラルネットワーク
- ニューラルネットワークの作成
- ニューラルネットワークの学習
- 学習曲線
- 学習不足
- 過学習

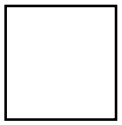
プログラムは、次で公開

https://colab.research.google.com/drive/18Nf9FPFhOvx8_V30z8PdBD2kcyDap8b7?usp=sharing

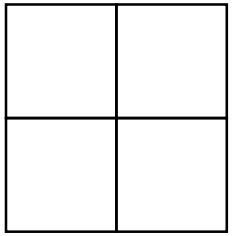
- **プログラムの再実行**，**プログラムの変更**には，**Google アカウント**が必要.
- プログラムを変更した場合でも，特別な操作をしない限り，他の人には公開されない

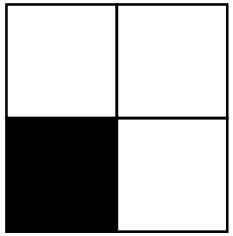
画像と画素

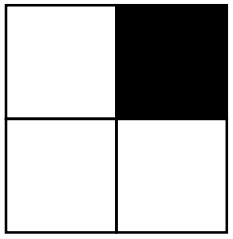
画素は，**白と黒の2種類**しかないとする

 **白は 0**　  **黒は 1 とする**

画像のサイズが 2 × 2のとき

 **[0, 0, 0, 0]**

 **[0, 0, 1, 0]**

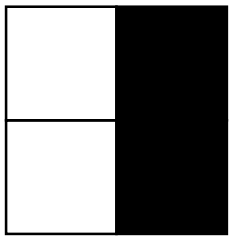
 **[0, 1, 0, 0]**

 **[1, 1, 1, 1]**

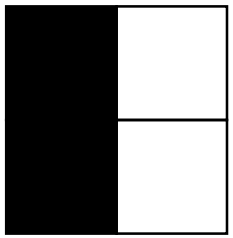
分類の例

① 縦

分類結果

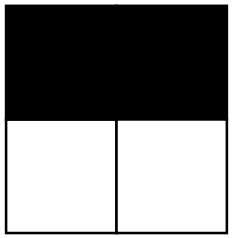


[0, 1, 0, 1]

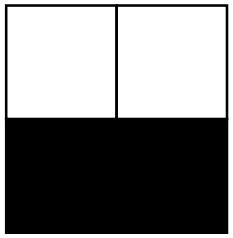


[1, 0, 1, 0] → 1

② 横



[1, 1, 0, 0]



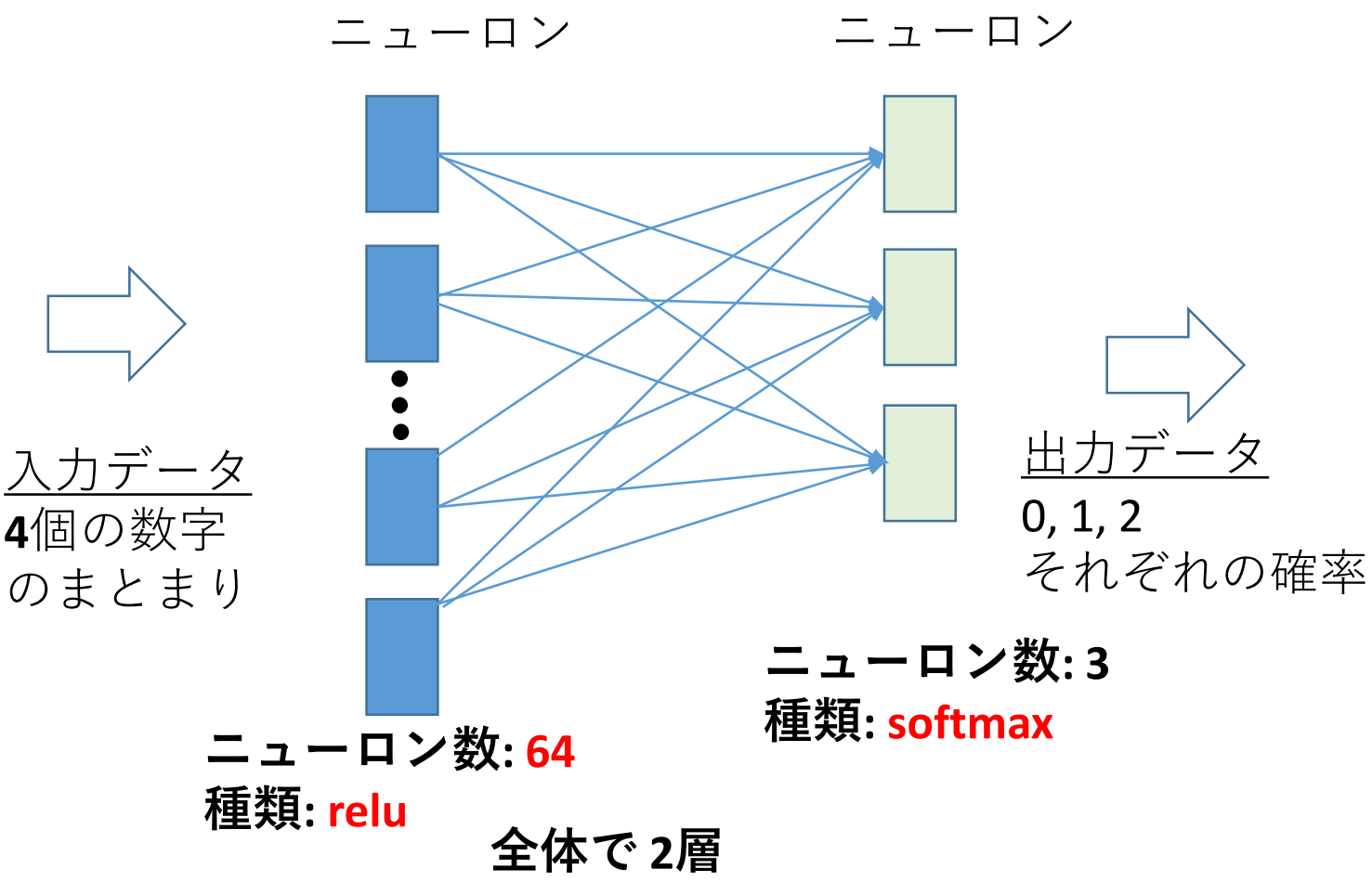
[0, 0, 1, 1] → 2

③ それ以外

その他 → 0

作成するニューラルネットワーク

- **1層目：ニューロン数 64, 種類は relu**
- **2層目：ニューロン数 3, 種類は softmax**



ニューラルネットワーク作成のプログラム例

プログラムを使用し，
ニューラルネットワークを作成

```
import tensorflow as tf
def create_model():
    return m = tf.keras.models.Sequential([
        tf.keras.layers.Dense(units=64, input_dim=4, activation='relu'),
        tf.keras.layers.Dense(units=3, activation='softmax')
    ])
```

入力データは **4**個の数字

１層目のニューロン数は **64**
種類は **relu**

２層目のニューロン数は **3**
種類は **softmax**

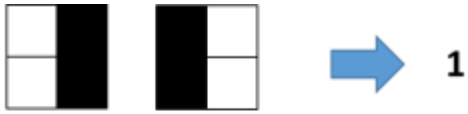
ニューラルネットワークの作成では，次を設定する

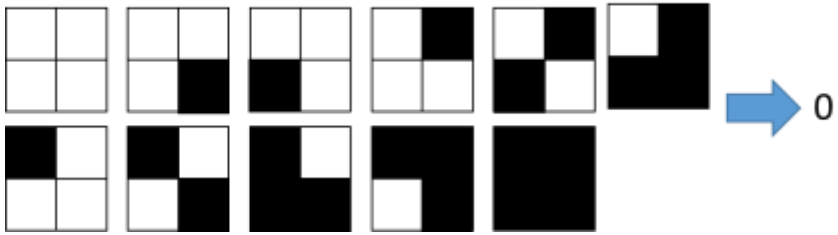
- 入力データでの数値の個数
- **ニューロン**の数（**層**ごと）
- **ニューロン**の種類（**層**ごと）

訓練データと検証データ

訓練データ：　**学習**に使用

訓練データによる**学習**により，**訓練データ**では**ない**データでも**分類できる**能力（「汎化」という）を獲得





検証データ：　**学習の結果を確認**するためのもの.

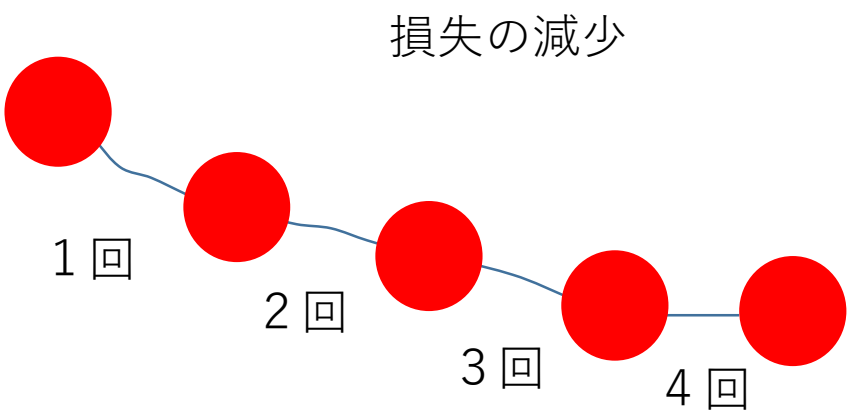
訓練データとは**違うもの**を使用する.

学習の繰り返し

- 同じ**訓練データ**を**繰り返し**使用

訓練データを１回使っただけでは，**学習不足**の場合がある．

繰り返し使用することで，損失をさらに減らす



学習の繰り返しを行うプログラム例

学習の繰り返し回数は **200**

```
EPOCHS=200
history = m.fit(x=x_train,
          y=y_train,
          epochs=EPOCHS,
          validation_data=(x_test, y_test),
          callbacks=[tensorboard_callback],
          verbose=2)
```

訓練データの指定

検証データの指定

学習の繰り返しを行うプログラムの実行結果

同じ訓練データを用いた学習を繰り返しながら，検証データで検証

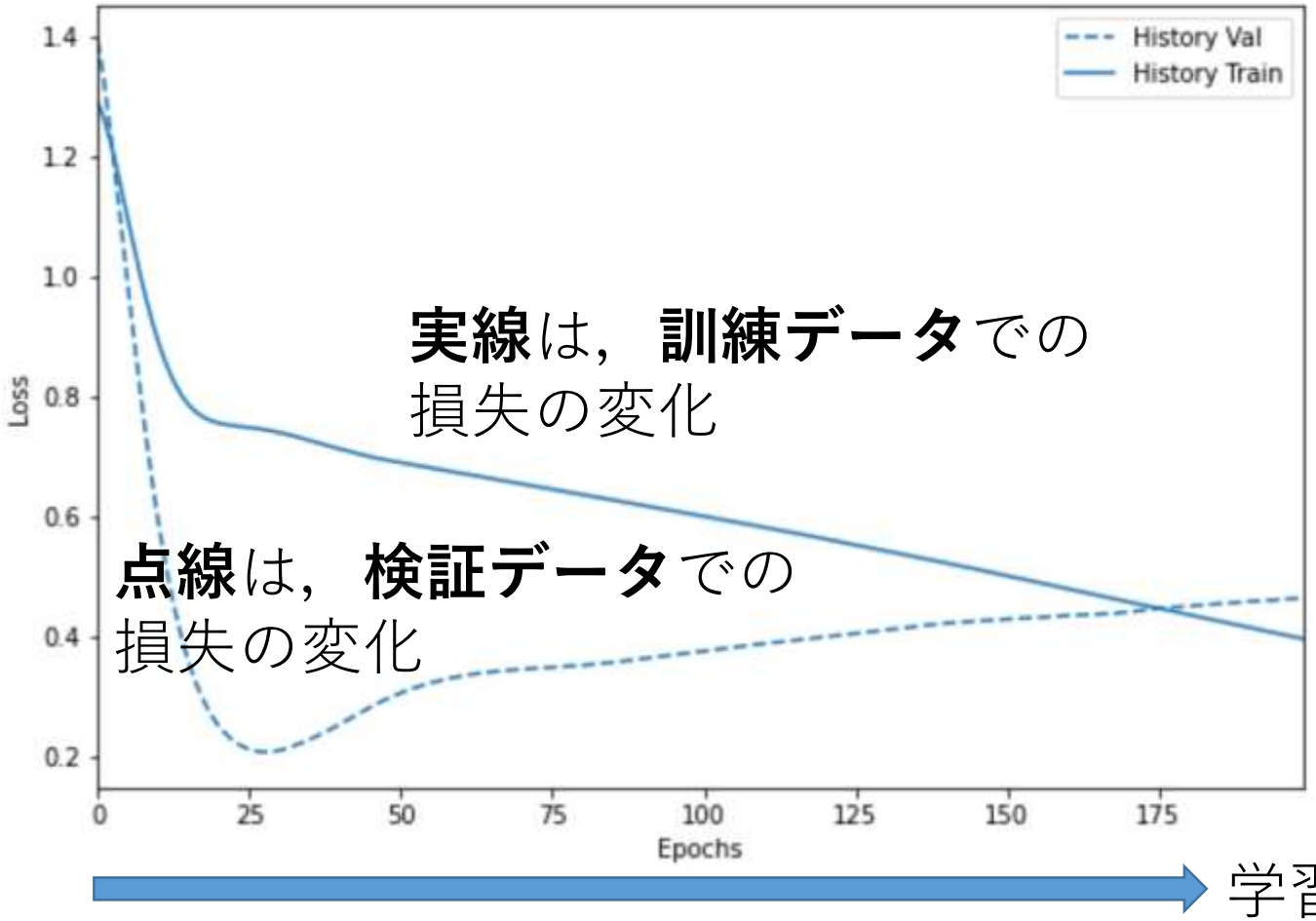
```
Epoch 1/200
1/1 - 1s - loss: 1.2898 - accuracy: 0.2000 - val_loss: 1.3929 - val_accuracy: 0.0000e+00 - 870ms/epoch - 870ms/step
Epoch 2/200
1/1 - 0s - loss: 1.2638 - accuracy: 0.2000 - val_loss: 1.3274 - val_accuracy: 0.0000e+00 - 51ms/epoch - 51ms/step
Epoch 3/200
1/1 - 0s - loss: 1.2283 - accuracy: 0.2000 - val_loss: 1.2487 - val_accuracy: 0.0000e+00 - 59ms/epoch - 59ms/step
Epoch 4/200
1/1 - 0s - loss: 1.1864 - accuracy: 0.2000 - val_loss: 1.1619 - val_accuracy: 0.0000e+00 - 56ms/epoch - 56ms/step
Epoch 5/200
1/1 - 0s - loss: 1.1409 - accuracy: 0.4000 - val_loss: 1.0714 - val_accuracy: 0.0000e+00 - 74ms/epoch - 74ms/step
Epoch 6/200
1/1 - 0s - loss: 1.0937 - accuracy: 0.4667 - val_loss: 0.9818 - val_accuracy: 0.0000e+00 - 70ms/epoch - 70ms/step
Epoch 7/200
1/1 - 0s - loss: 1.0473 - accuracy: 0.5333 - val_loss: 0.8945 - val_accuracy: 1.0000 - 51ms/epoch - 51ms/step
```

学習の**繰り返し**ごとの
- **訓練データ**での**損失** (loss)
- **検証データ**での**損失** (val_loss)

などの変化を確認できる

学習曲線

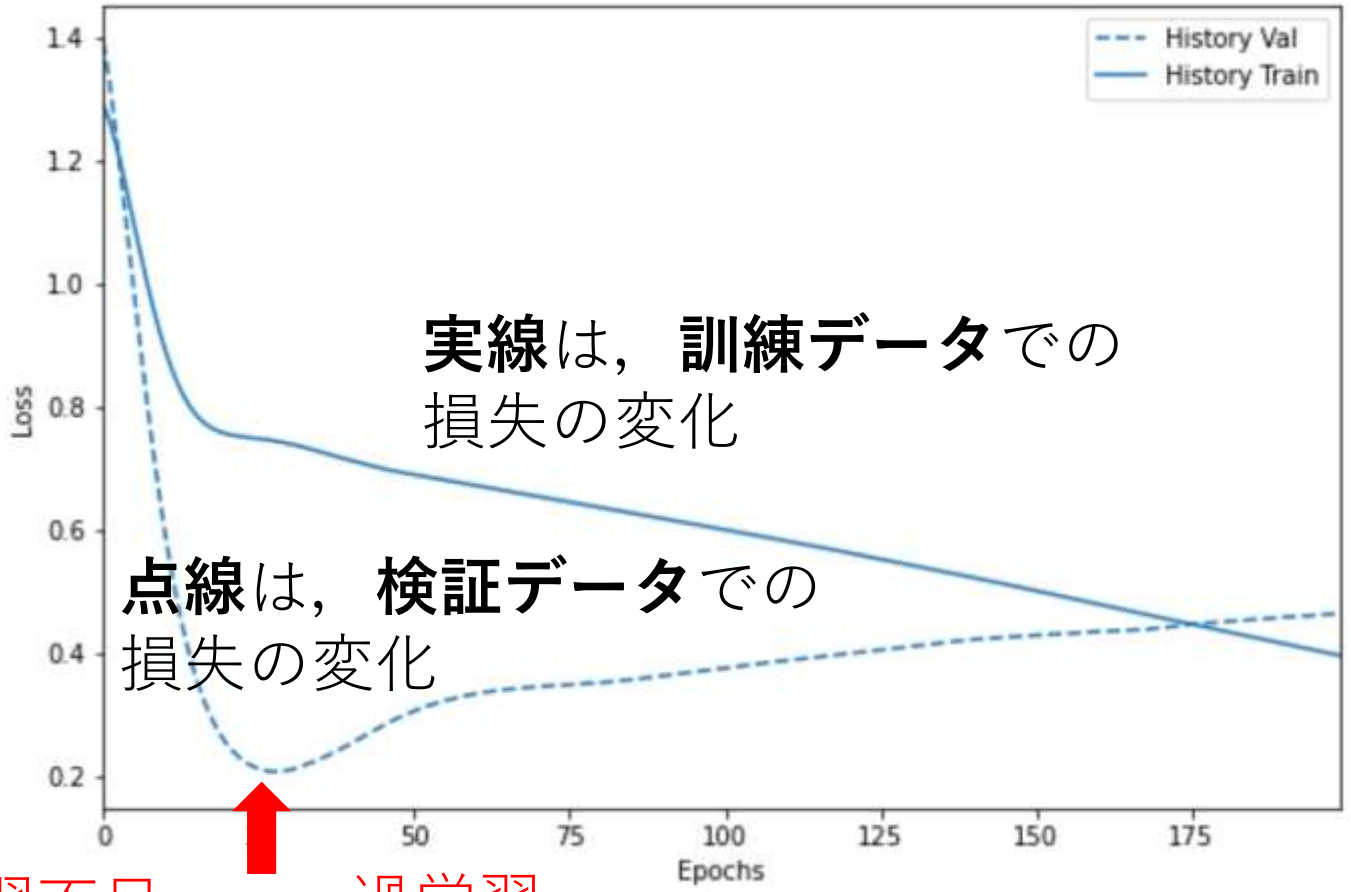
学習の繰り返しでの，**損失などの変化**をプロットした**グラフ**



訓練データと検証データでは，違う形になることに注意

学習曲線から読み取れること

損失は少なければ少ないほど良い



学習の繰り返し

過学習

検証データでの**検証**により，

訓練データの量不足，

学習の繰り返し過ぎ，

ニューラルネットワークの設定の良く無さ

など，さまざまな原因により，

「**訓練データ**ではうまくいって**いる**のに，

検証データではうまくいって**いない**

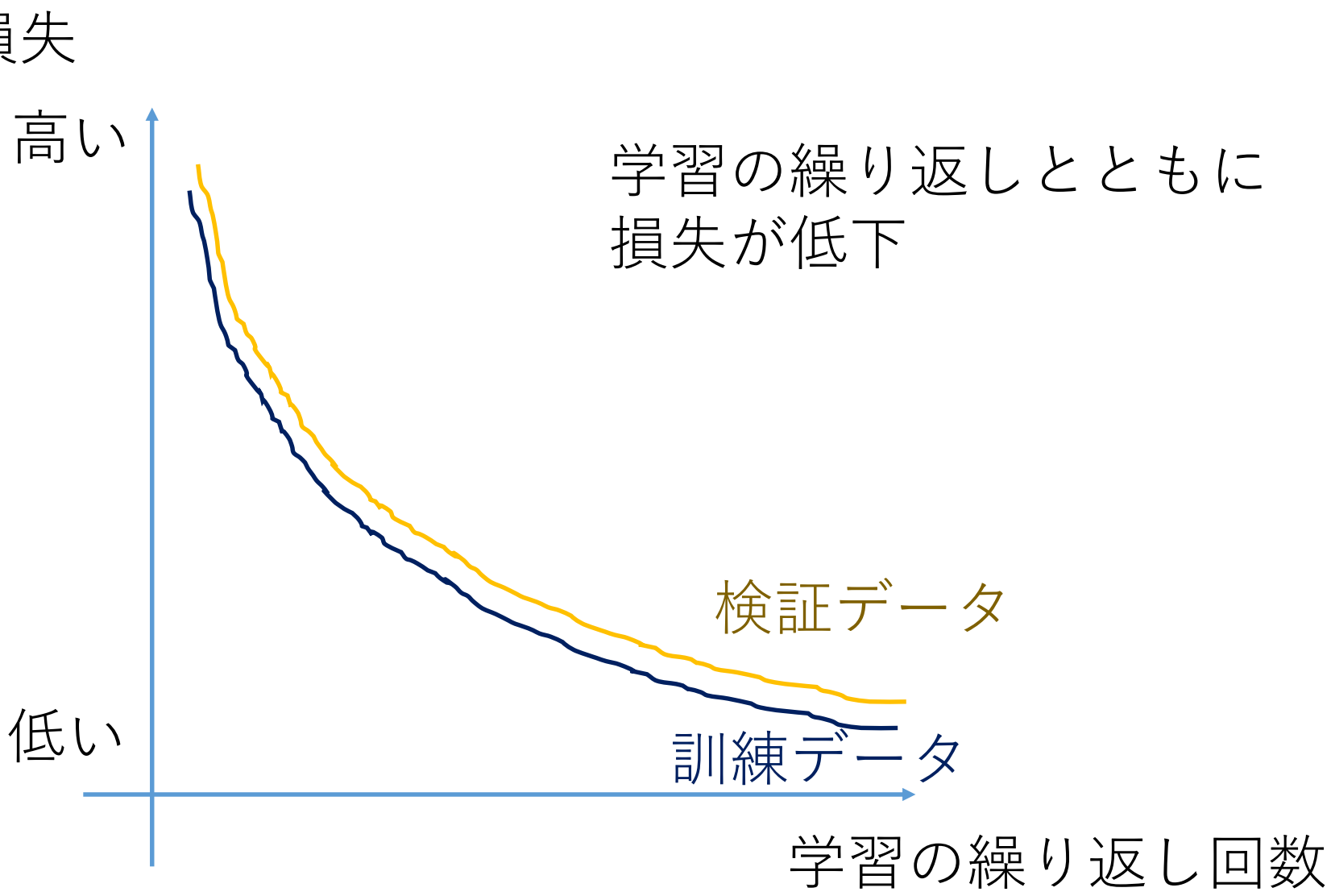
（**汎化**が**できていない**）」

という現象が起きること

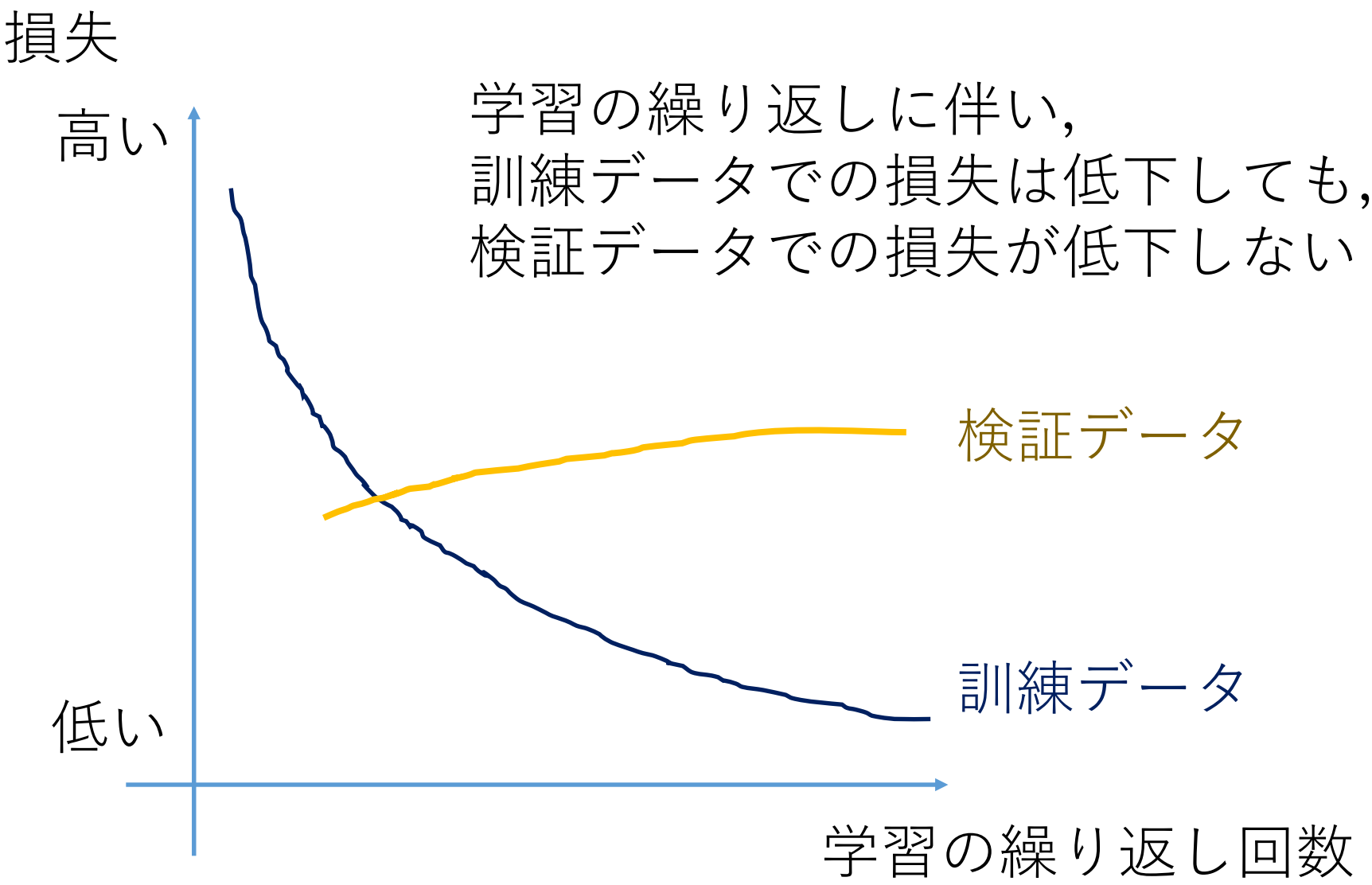
学習曲線の有用性

- **学習曲線**は，**学習不足**や**過学習**についての確認，検証を行うのに役に立つ

過学習なし



過学習あり


損失
高い
低い
学習の繰り返しに伴い,
訓練データでの損失は低下しても,
検証データでの損失が低下しない
検証データ
訓練データ
学習の繰り返し回数