



手書き数字の ニューラルネットワーク

岡崎健人

指導教員 高野宏教授

認識のための ネットワークの評価および改善

山内淳准教授 古池達彦専任講師

序 論

- 手書き数字のデータを分類するためのニューラルネットワークを組み立てた
- 活性化関数、隠れユニットの数…などを変えて実験、検証した
- その実験結果をもとに精度99.23%を有するモデルを考案した

結 論

- ReLU、交差エントロピー、Adam、ドロップアウトは $p = 0.25$ を使うとよい
- FNNは「漏斗型」、CNNは「末広がり型」にするとよい
- 以上のことを踏まえて**精度99.27%**のモデルをデザインした

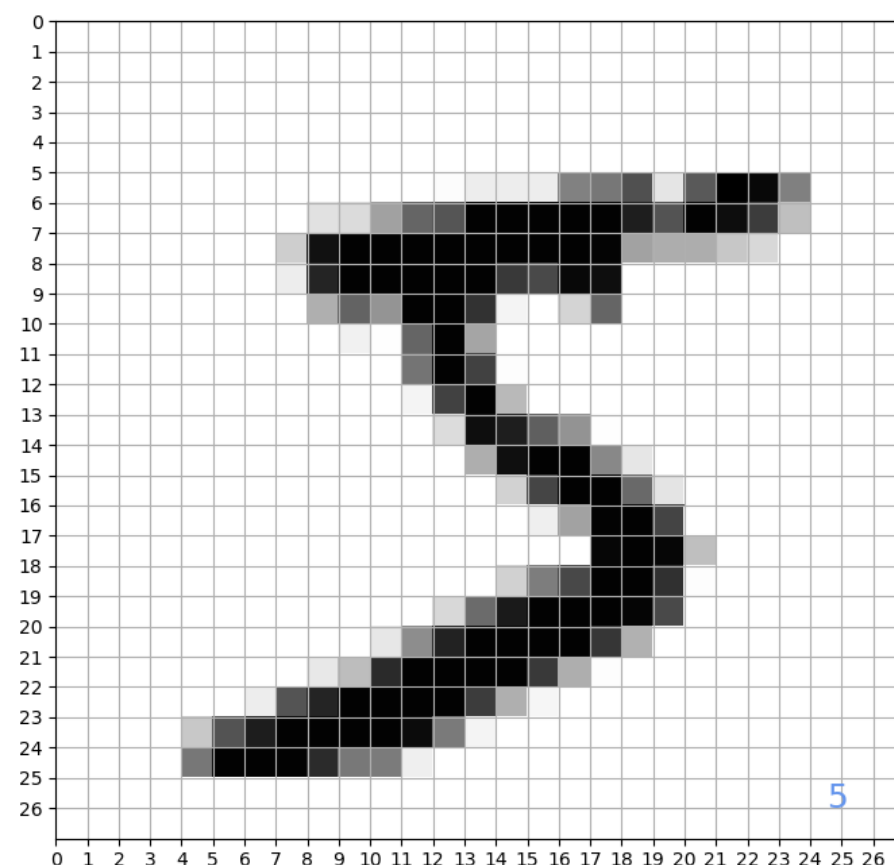


順伝搬型ニューラルネットワーク (FNN)

MNISTデータセット

訓練データ 6 万枚

テストデータ 1 万枚



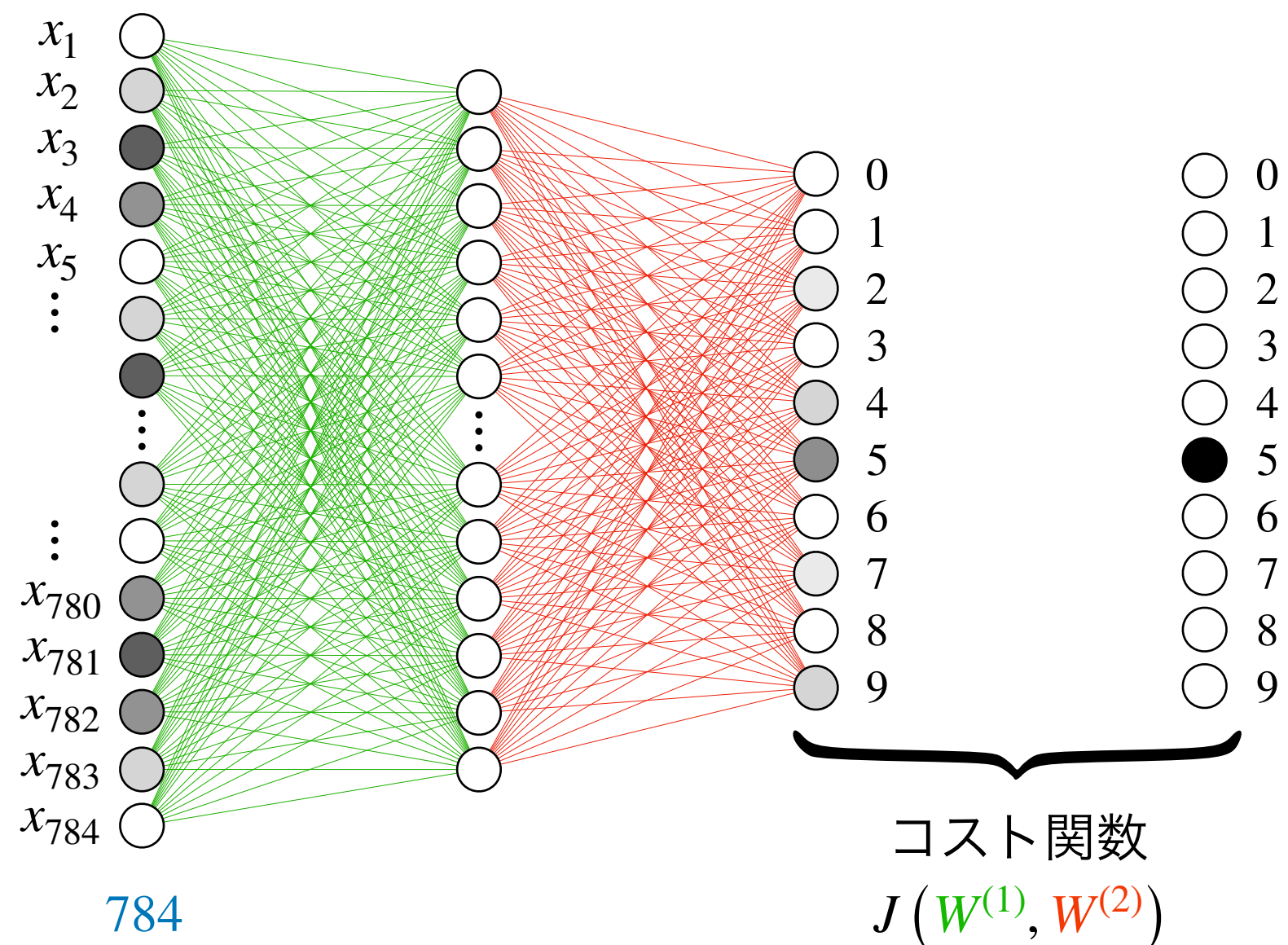
$$28 \times 28 = 784$$

入力層 → 隠れ層 → 出力層

x

$$f(W^{(1)}x) = h \quad g(W^{(2)}h) = \hat{y}$$

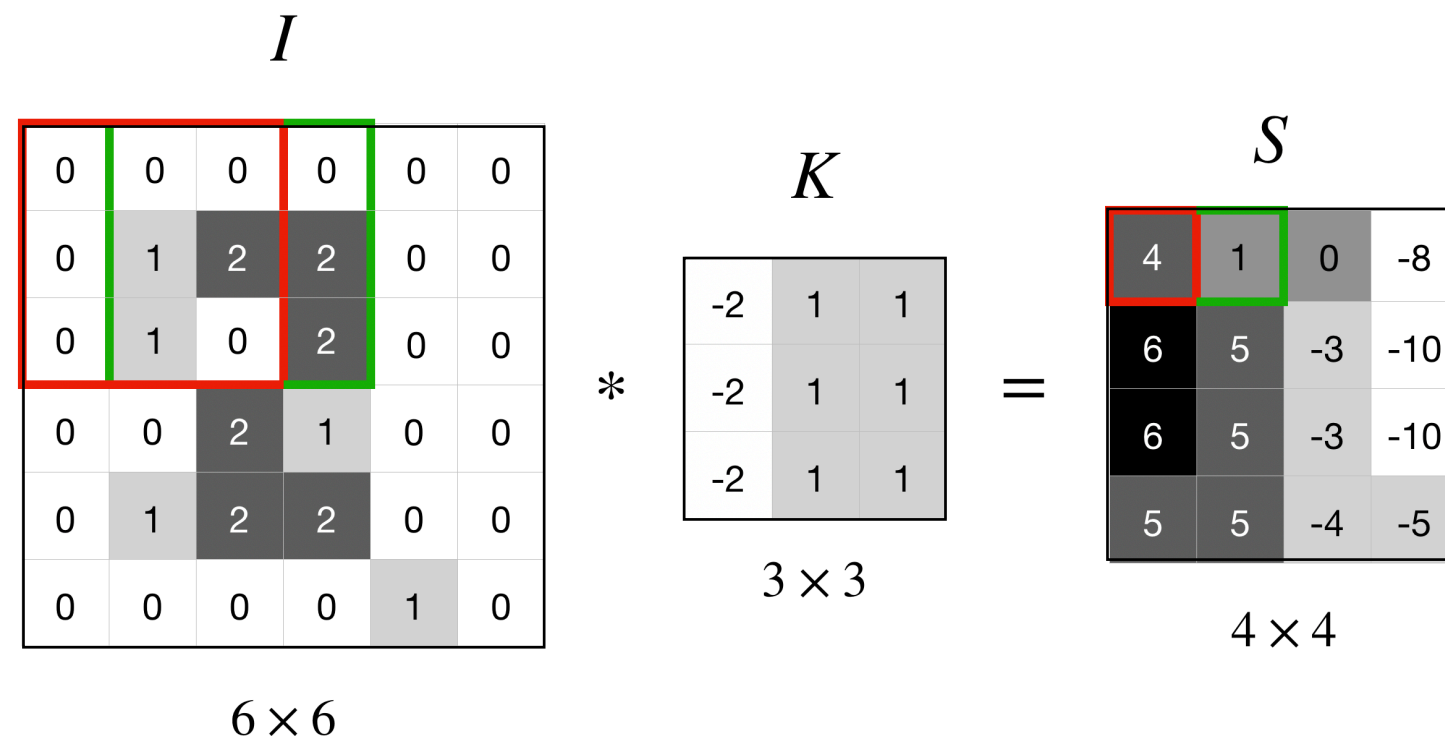
正解ラベル
 $y = 5$



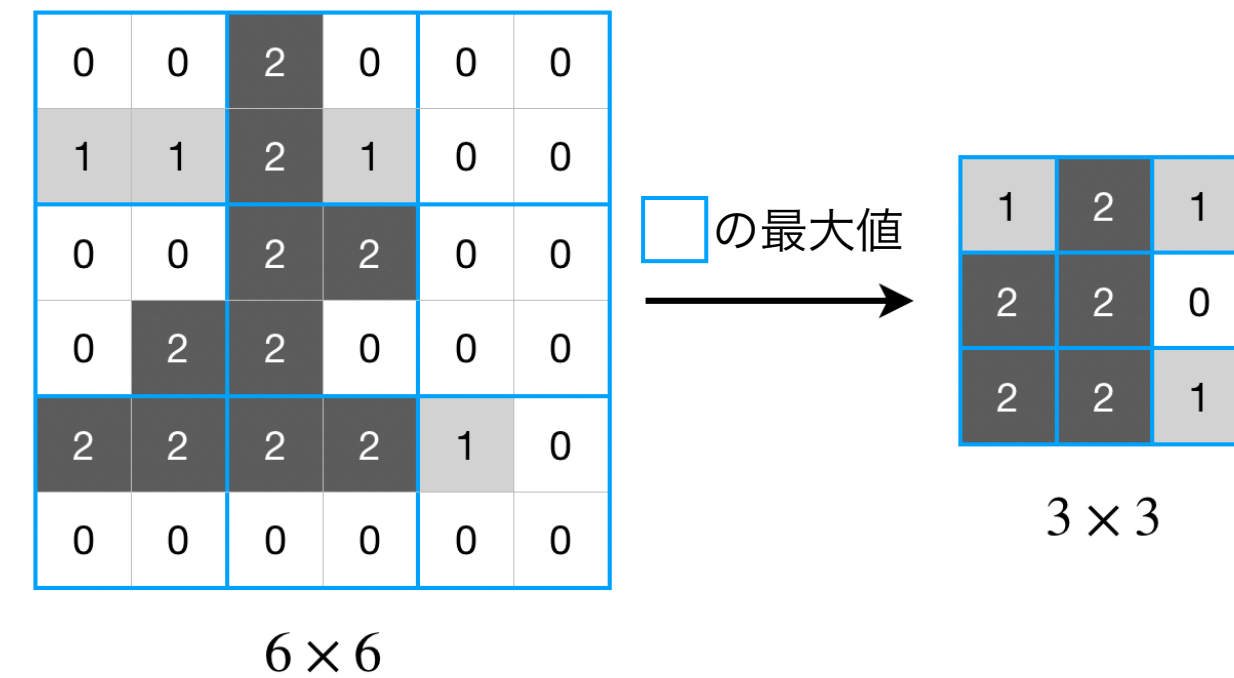
$J(W^{(1)}, W^{(2)})$ が最小となるように $W^{(1)}$, $W^{(2)}$ を更新していく

→最適化アルゴリズム：勾配降下法、Adamなど

畳み込み処理

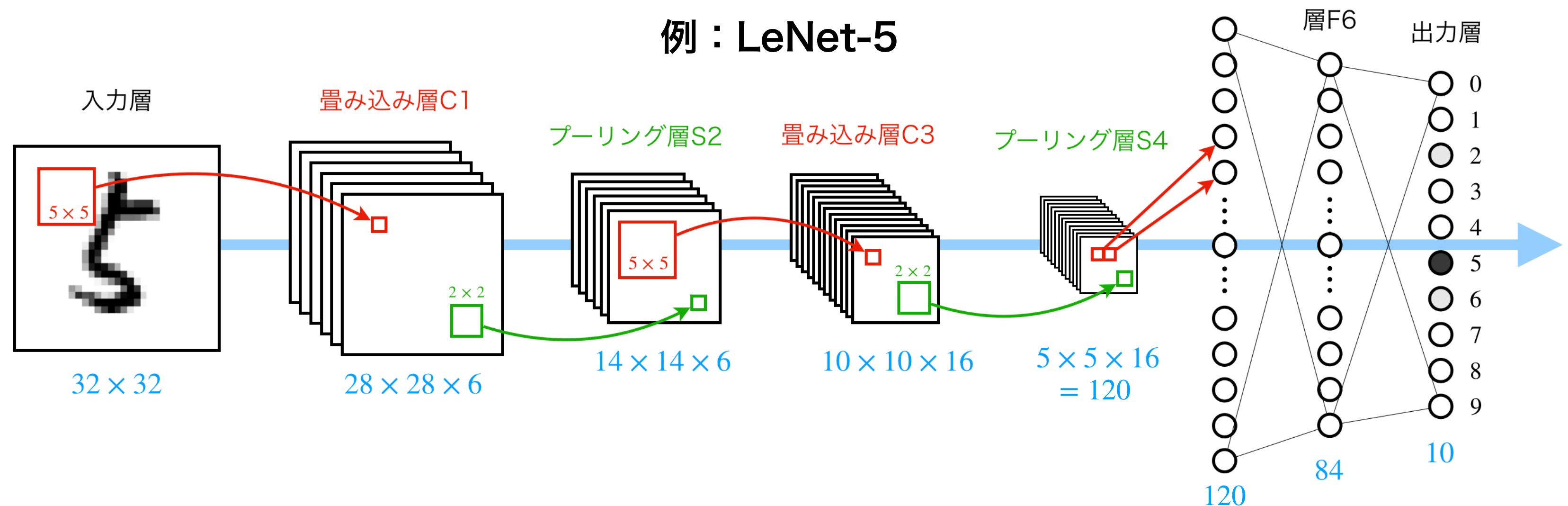


プーリング



畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

例: LeNet-5

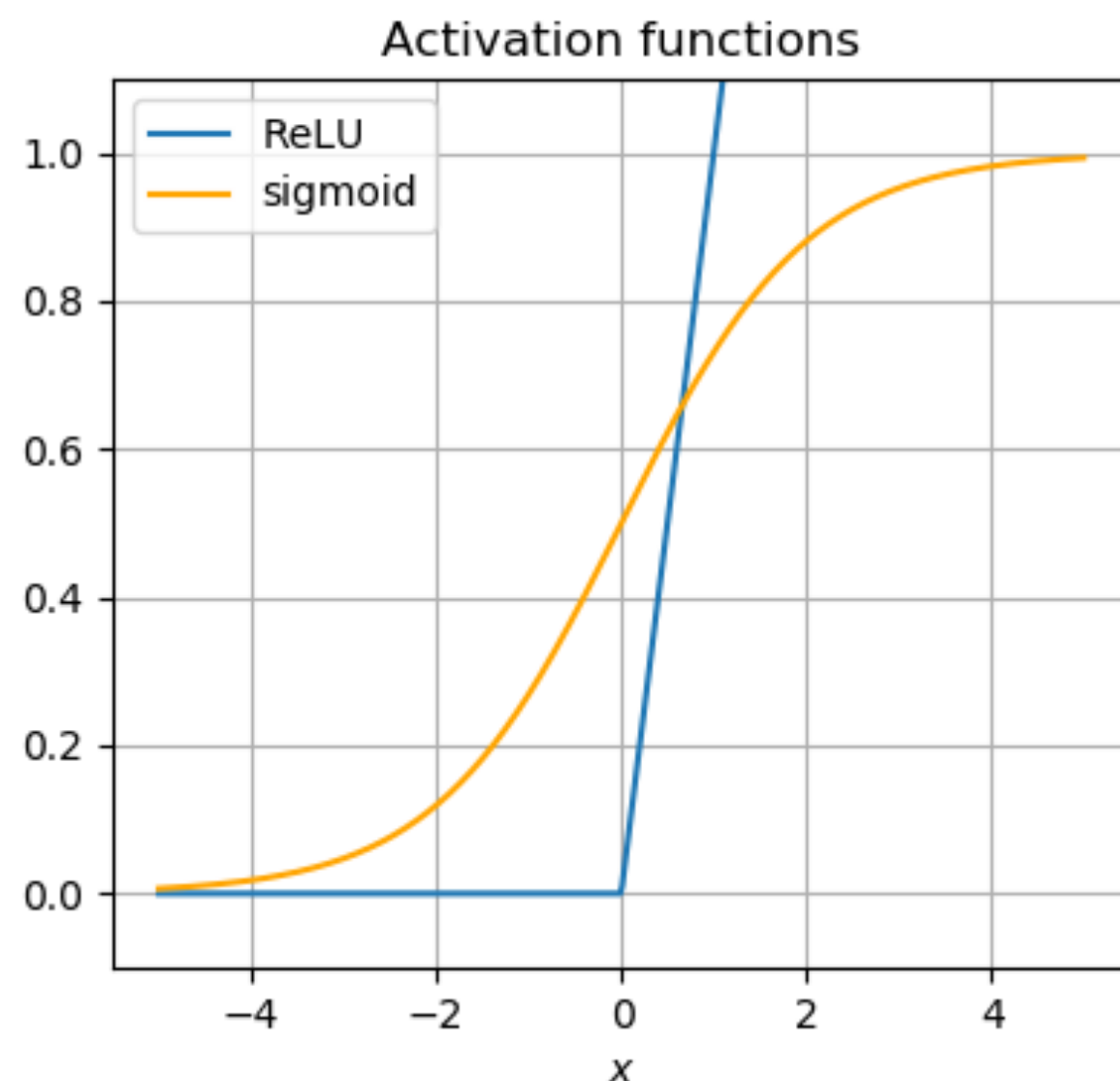




実験方法

Keras on TensorFlow (ver. 2.1.6)を用いてニューラルネットワークを構築した
以下のことを実験で精度・学習時間について比較・検証した

- コスト関数 → 交差エントロピー *or* 平均二乗誤差 ?
- 隠れ層の活性化関数 → ReLU *or* シグモイド関数 ?
- 最適化アルゴリズム → 確率的勾配降下法 *or* Adam ?
- ドロップアウト率はどれくらいがいいのか？
- FNN、CNNのよりよい構造は何か？



平均二乗誤差

$$J(W^{(1)}, W^{(2)}) = \left\| \hat{y}(W^{(1)}, W^{(2)}) - y \right\|_2^2$$

交差エントロピー

$$\begin{aligned} J(W^{(1)}, W^{(2)}) &= - \sum_{k=0}^9 y_k \log \hat{y}_k(W^{(1)}, W^{(2)}) \\ &= -1 \cdot \log \hat{y}_5 \quad (\leftarrow \text{正解が5だったら}) \end{aligned}$$



実験結果

コスト関数

交差エントロピー
(精度92.79%)

平均二乗誤差
(精度70.69%)

活性化関数

ReLU
(精度92.79%)

シグモイド関数
(精度88.67%)

最適化アルゴリズム

確率的勾配降下法
(精度92.79%)

Adam
(精度97.51%)

ドロップアウト

ドロップアウト率は**0.25程度**、入れすぎると学習時間が長くなる

FNNアーキテクチャ

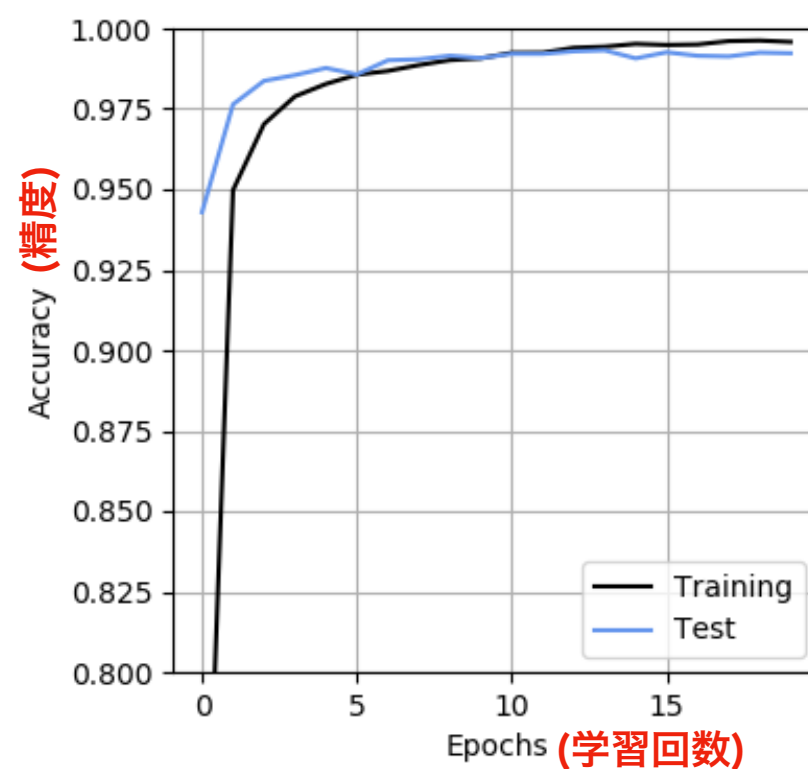
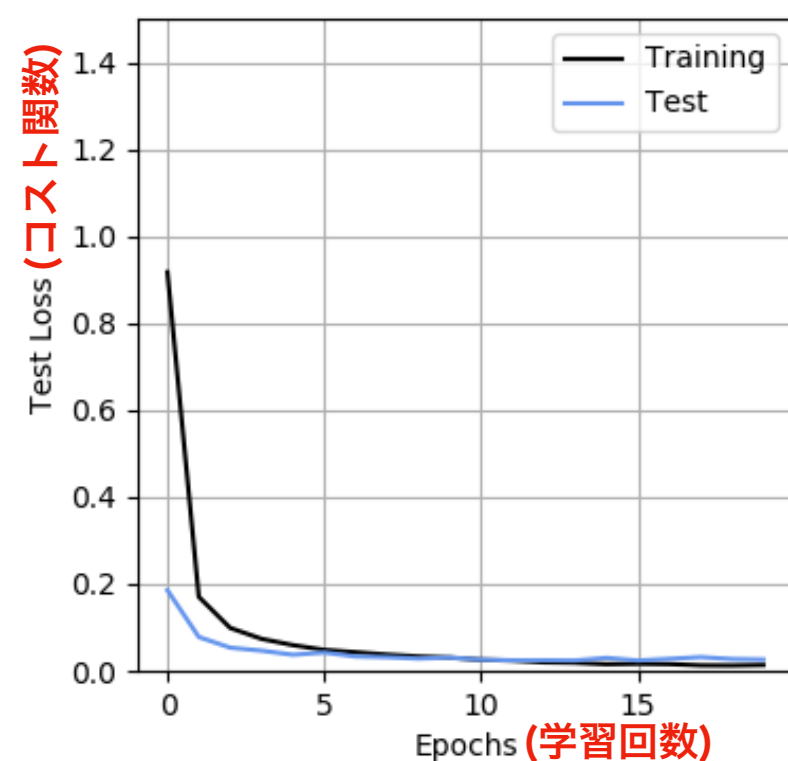
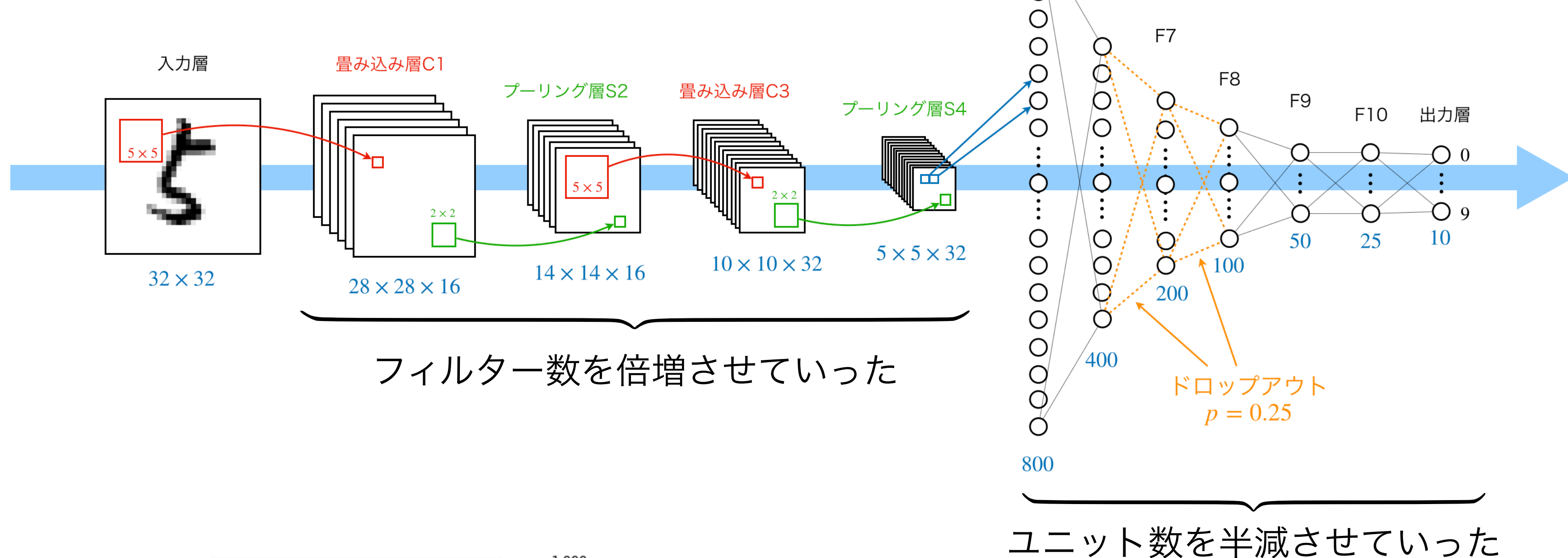
隠れユニット数が**減少してゆく「漏斗型」**の構造がよい
特に隠れユニット数が**半減してゆく**ようなモデル

CNNアーキテクチャ

畳み込みのフィルターを増やして**「末広がり型」**の構造がよい

7 考察

実験結果を踏まえてこのような
モデルをデザインした

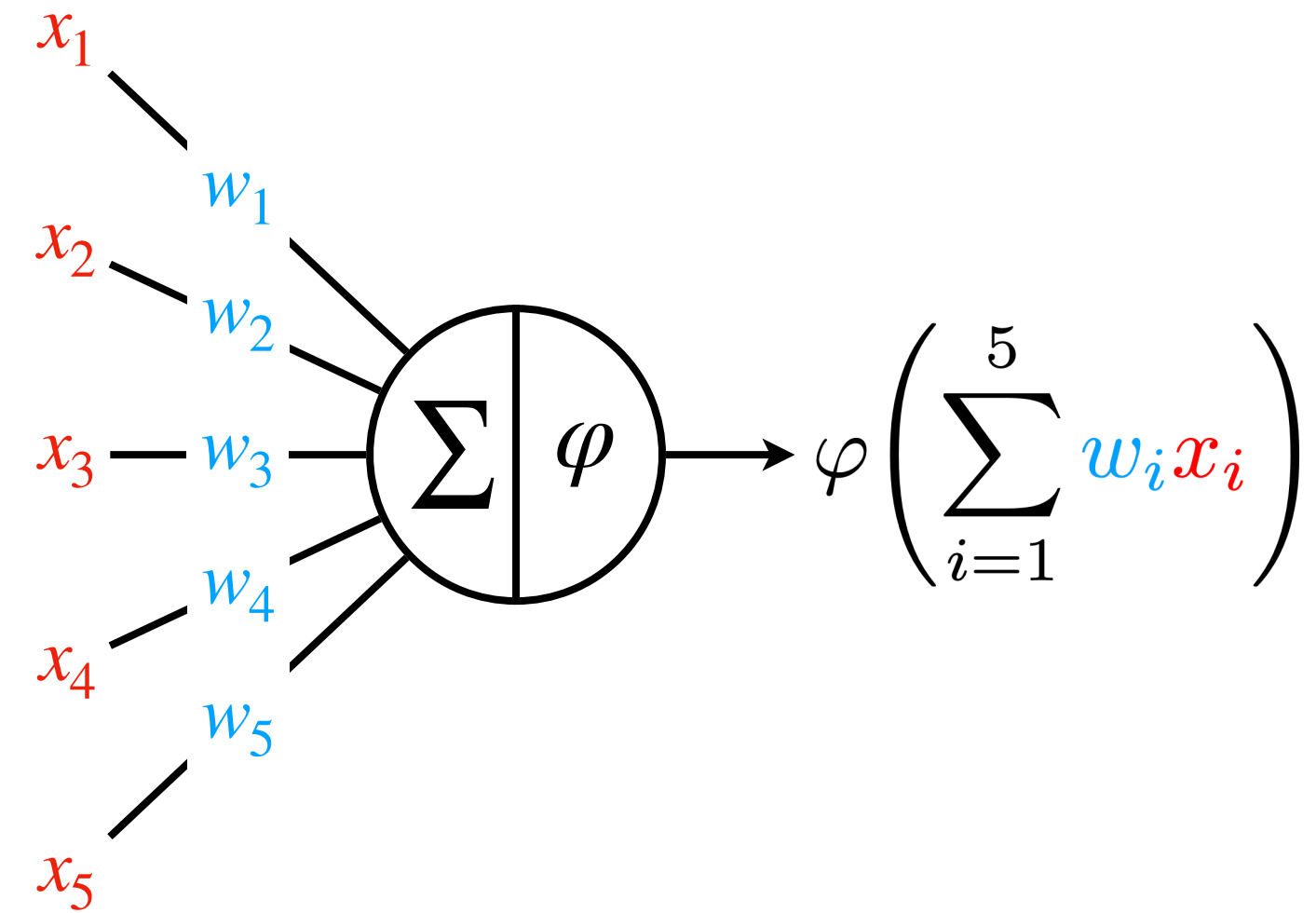


- 学習時間**7.5分**、精度**99.23%**
- この卒論内で最高点
- 過学習も起きていない！



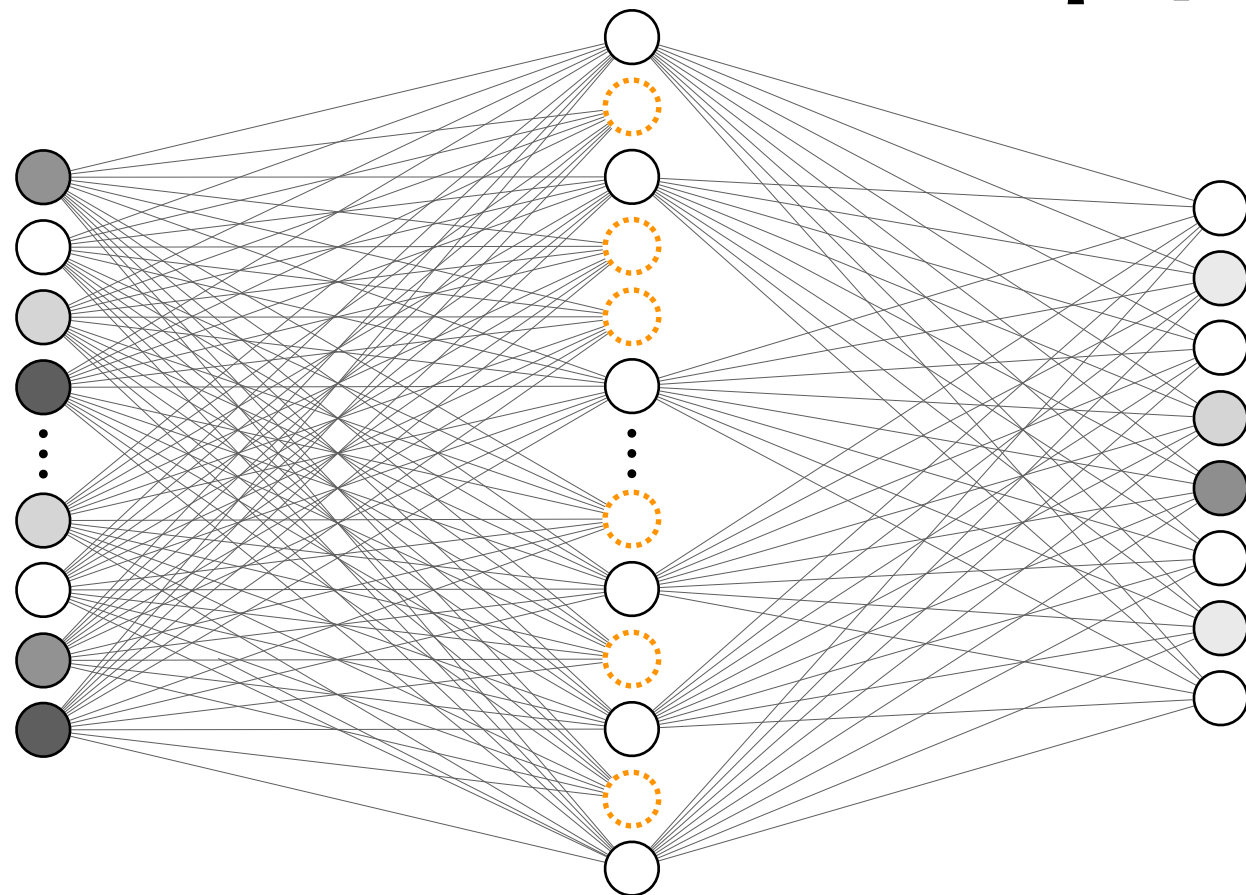
機械学習とは

コンピュータがデータからその特徴を発見し新しいデータについても予測をするための研究分野。人工ニューロンを積み重ねて用いたものを**深層学習**という。



人工ニューロン

ドロップアウト



各訓練ステップで隠れ層のユニットを p の確率でランダムに選び、それらを存在しないものとして扱い、学習をさせる

p : ドロップアウト率