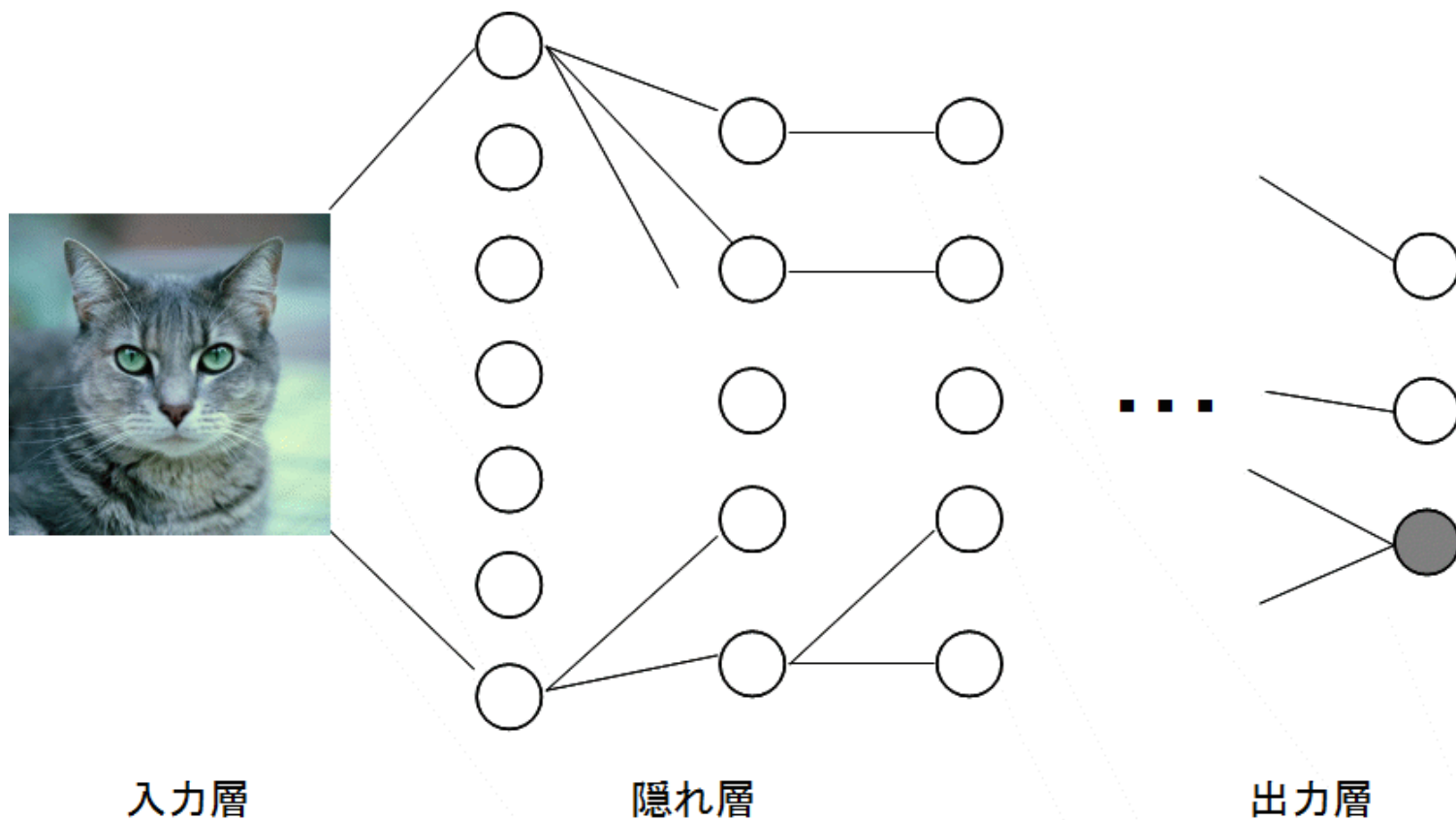
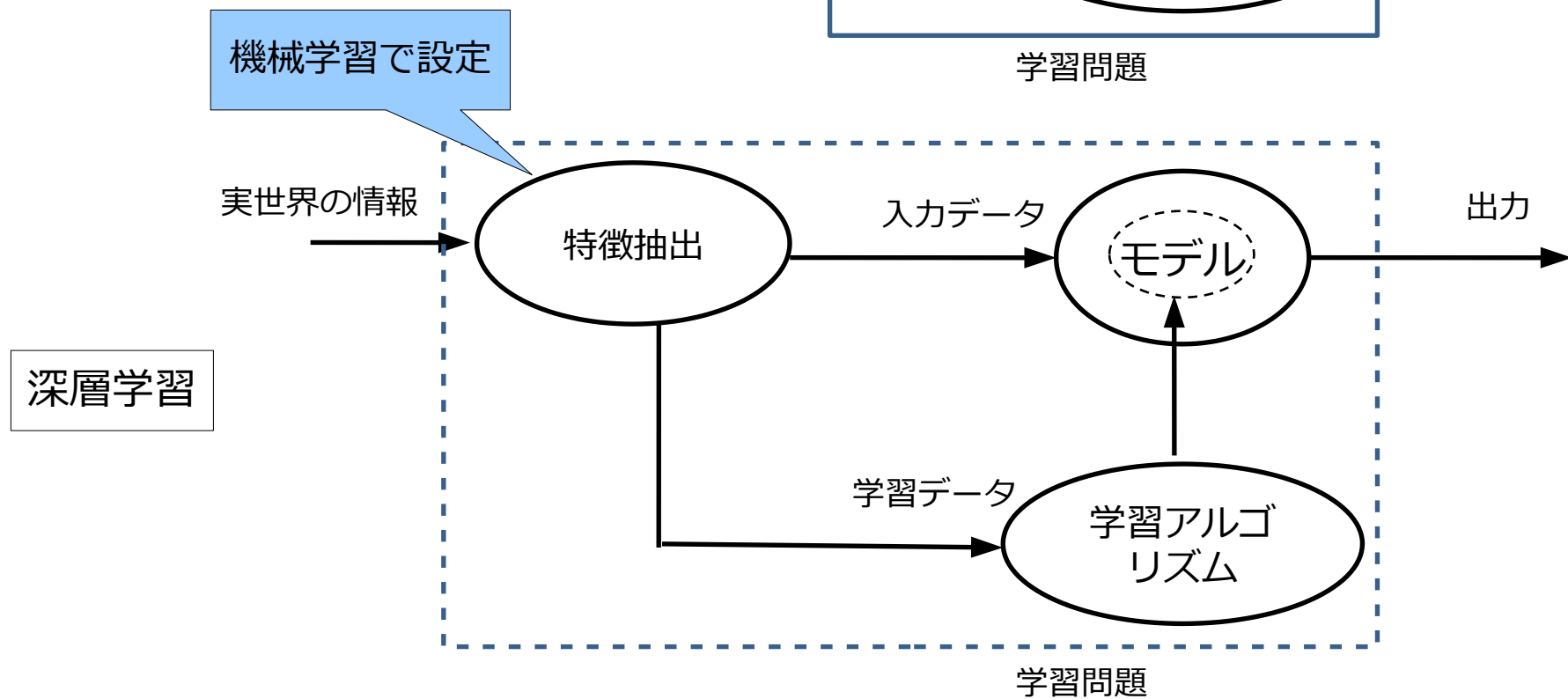
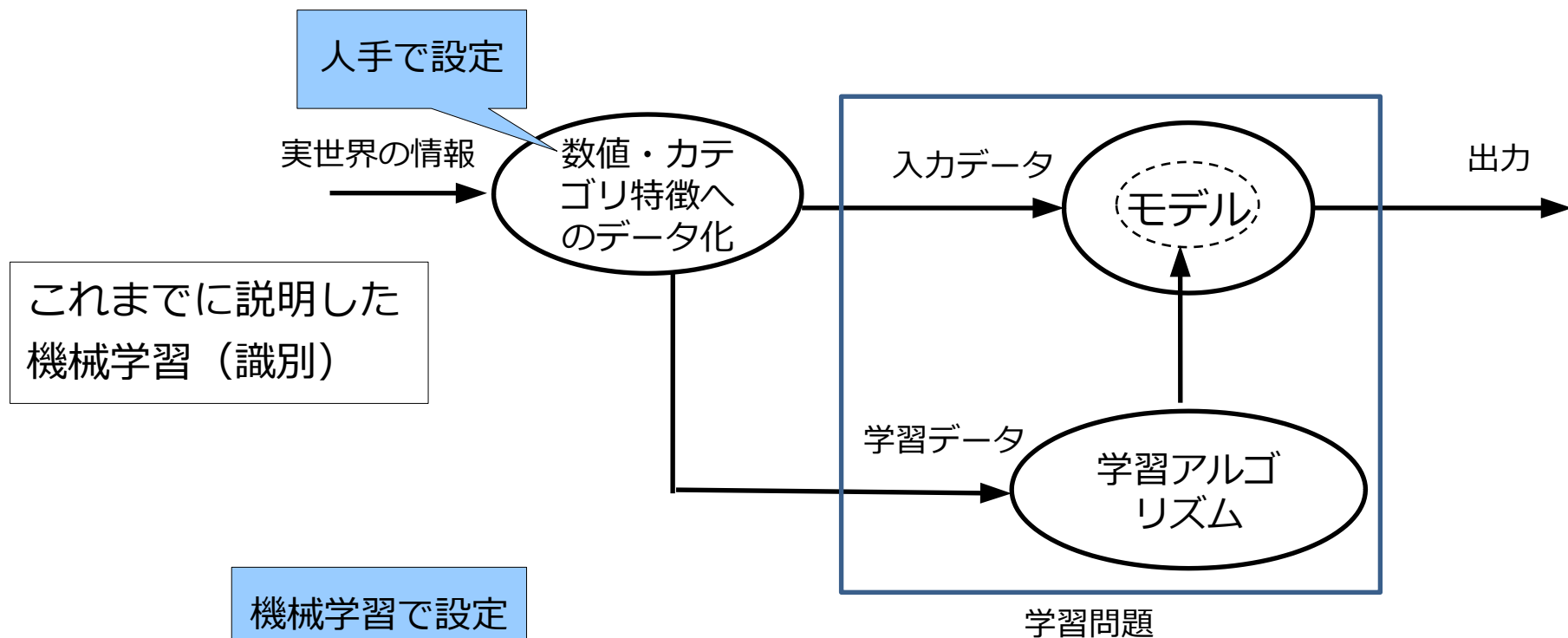


# 9. 深層学習

## 9.1 深層学習とは

- 深層学習の定義のひとつ
  - 表現学習：処理を多層化することで、抽出する特徴も学習する



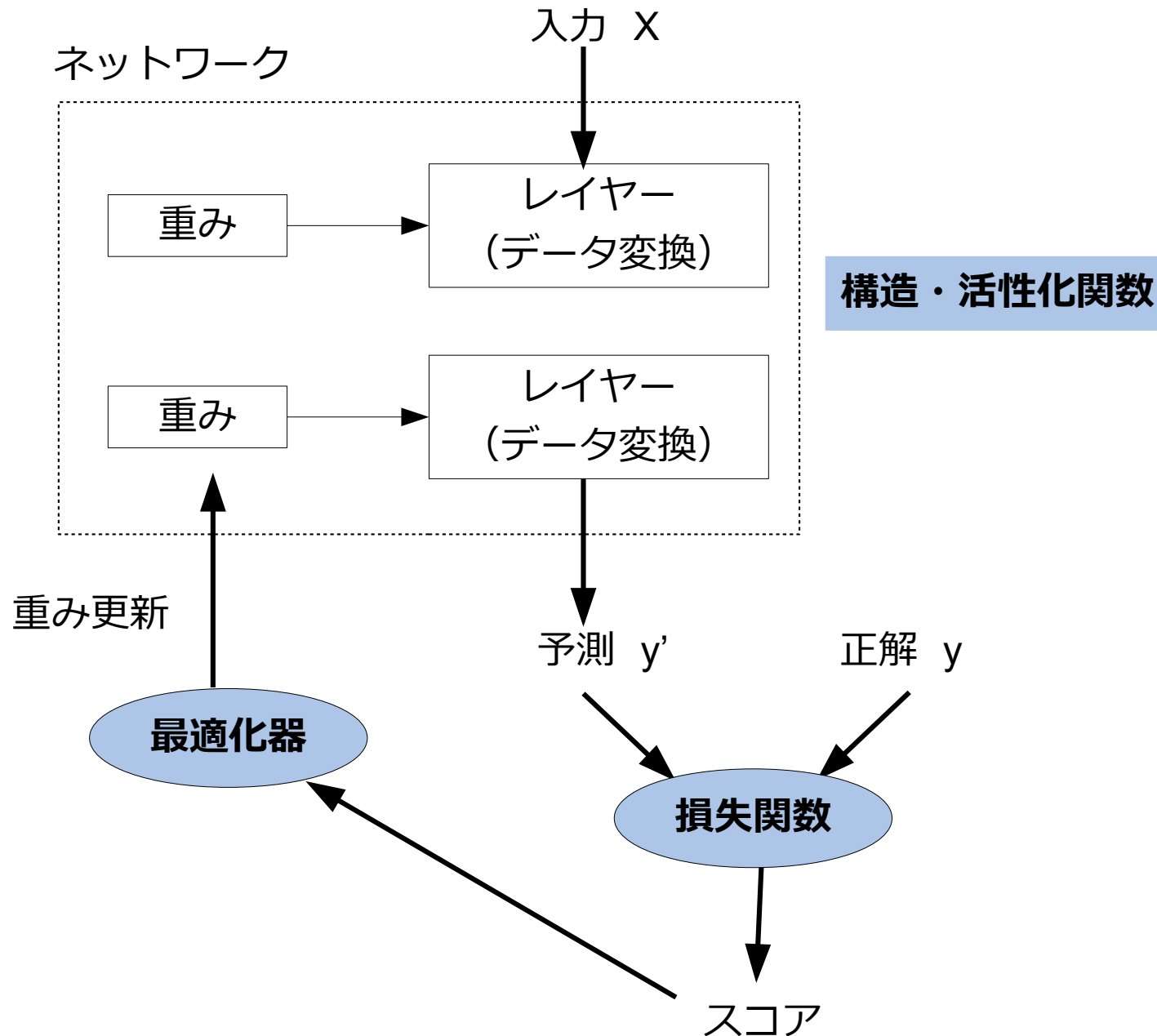


## 9.1 深層学習とは

単純なマルチレイヤーパーセプトロンとの違い

- 多階層学習における工夫
  - 事前学習
  - 活性化関数の工夫
  - 最適化器の工夫
- 過学習の回避：ドロップアウト
- 問題に応じたネットワーク構造の工夫
  - 畳み込みネットワーク
  - リカレントネットワーク

## 9.2 DNN のモデル



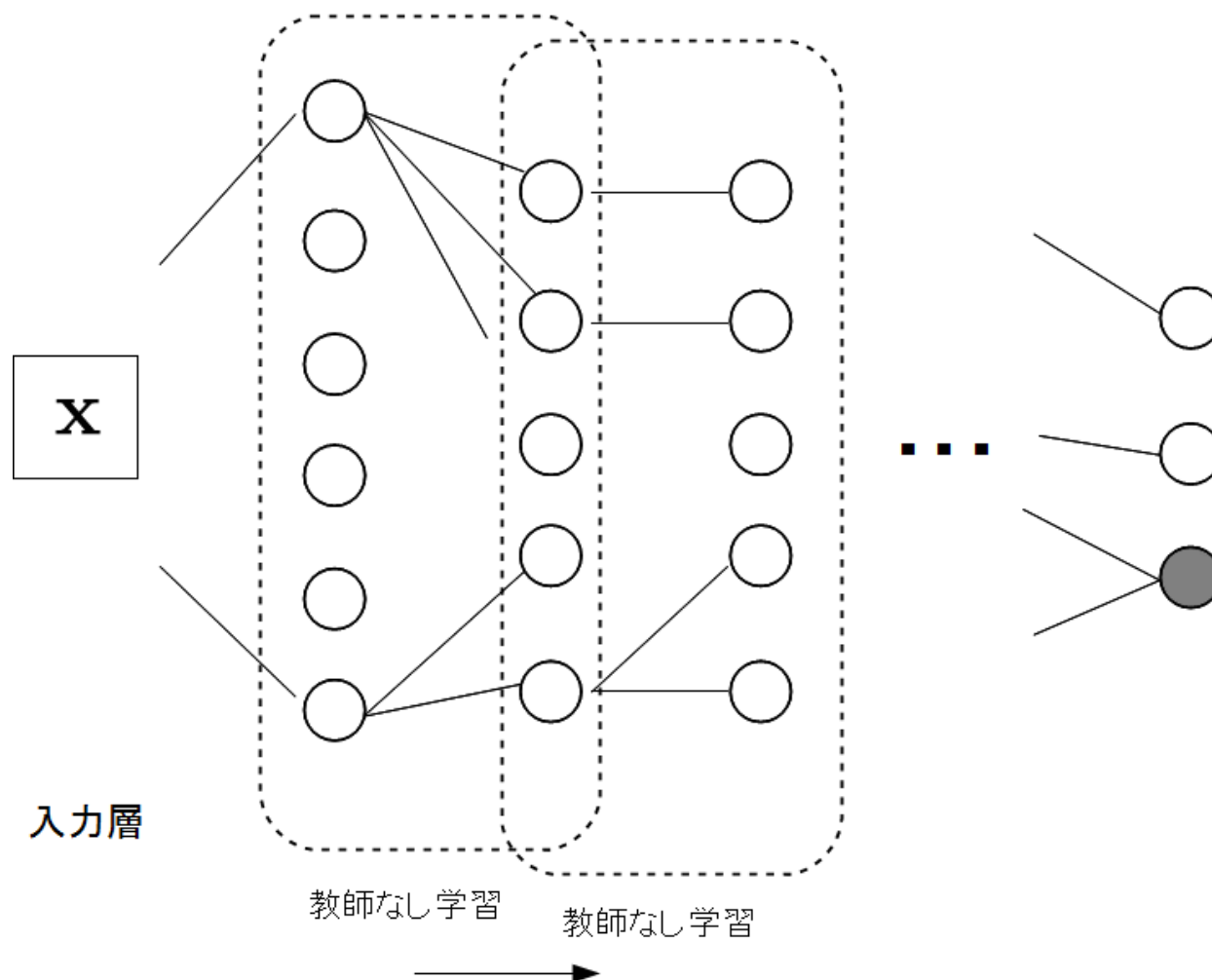
## 9.2 DNN のモデル

- 多階層学習の問題点
  - 勾配消失問題
  - 調整対象のパラメータ数の増大
- 解決法
  - 事前学習 （現在はあまり使われていない）
    - AutoEncoder の概念は有用
  - 活性化関数の工夫
    - ReLU, tanh, LeakyReLU ( 負の入力に対しても勾配を持つ ), ELU ( 自己標準化 )
  - 最適化器の工夫
    - Adam, AdaGrad, RMSProp

## 9.3 多階層ニューラルネットワーク

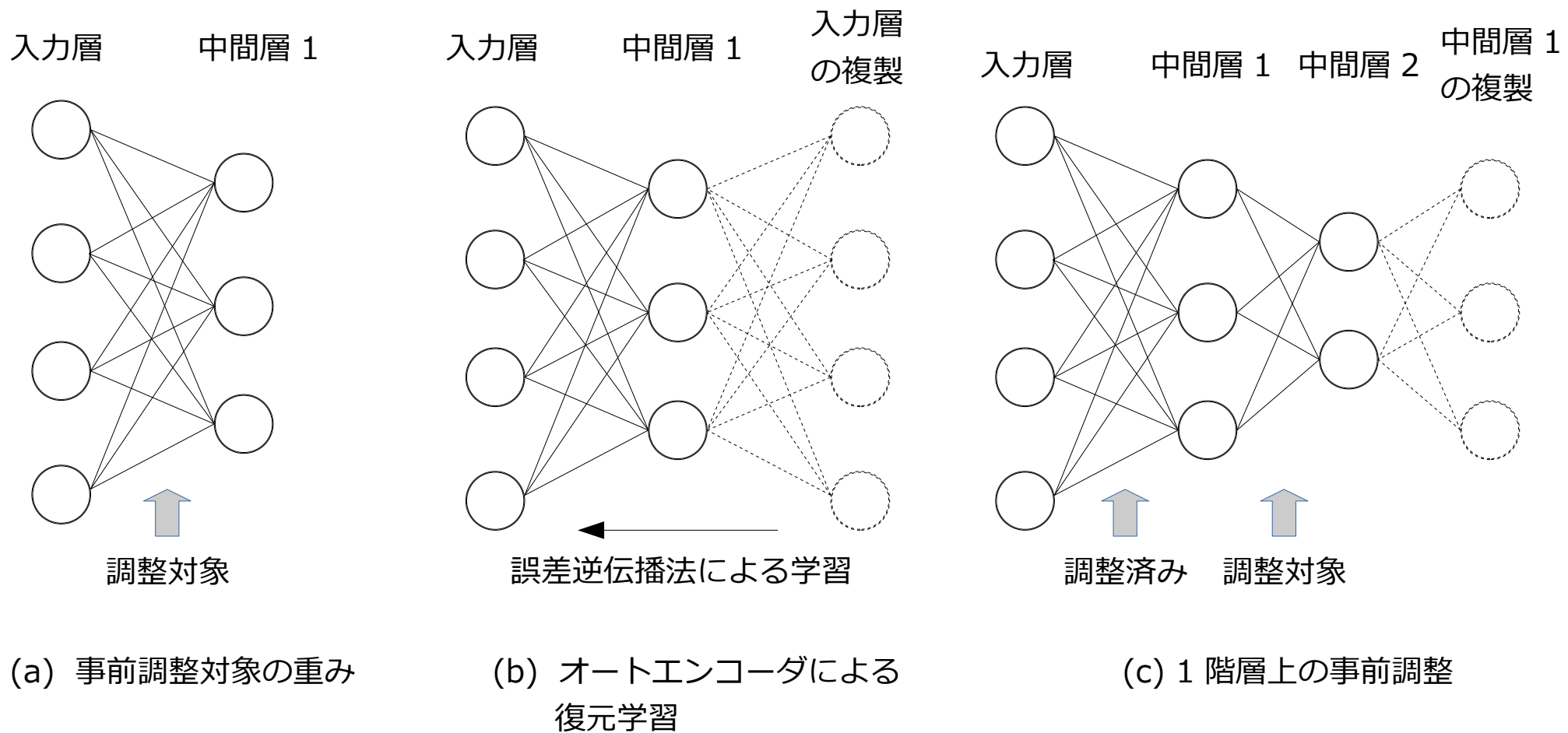
### 9.3.1 多階層ニューラルネットワークの学習

- 事前学習法のアイデア
  - パラメータ初期値を教師なし学習



## 9.3.2 オートエンコーダ

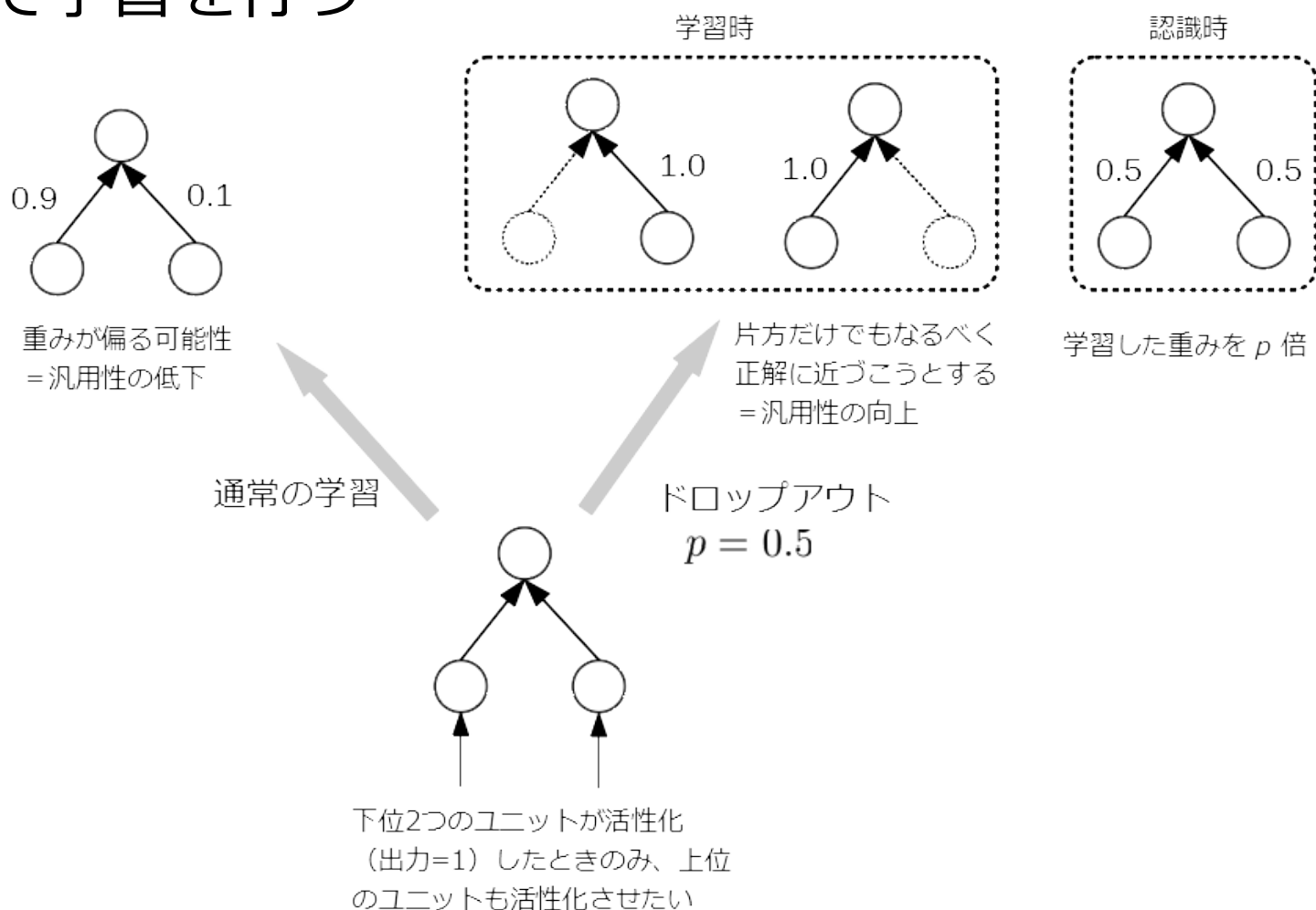
- アイディア：自己写像の学習で情報圧縮



## 9.3.3 多階層学習における工夫

- 過学習の回避

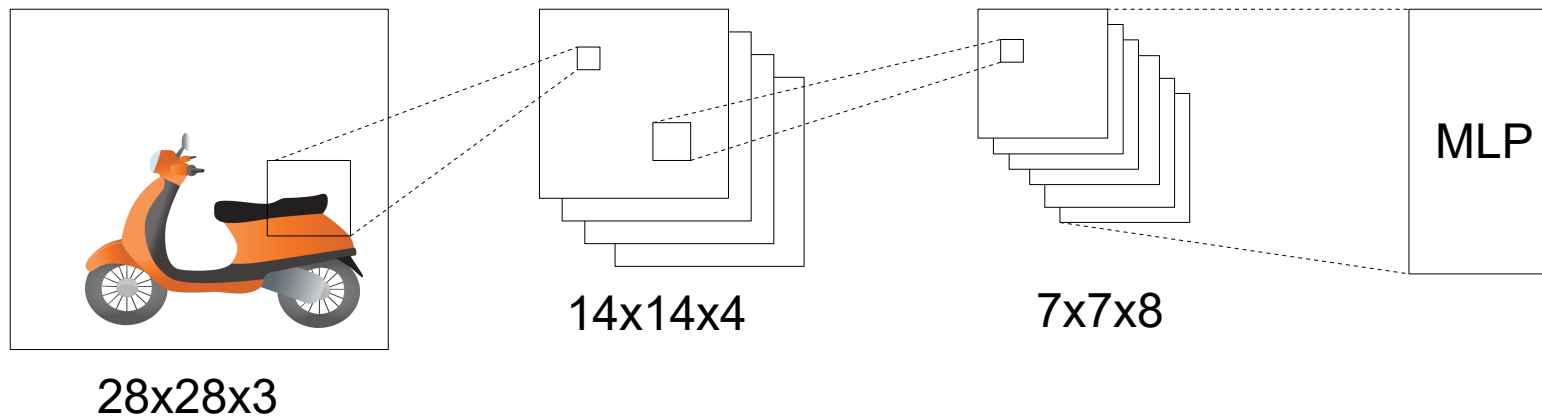
- ドロップアウト：ランダムに一定割合のユニットを消して学習を行う





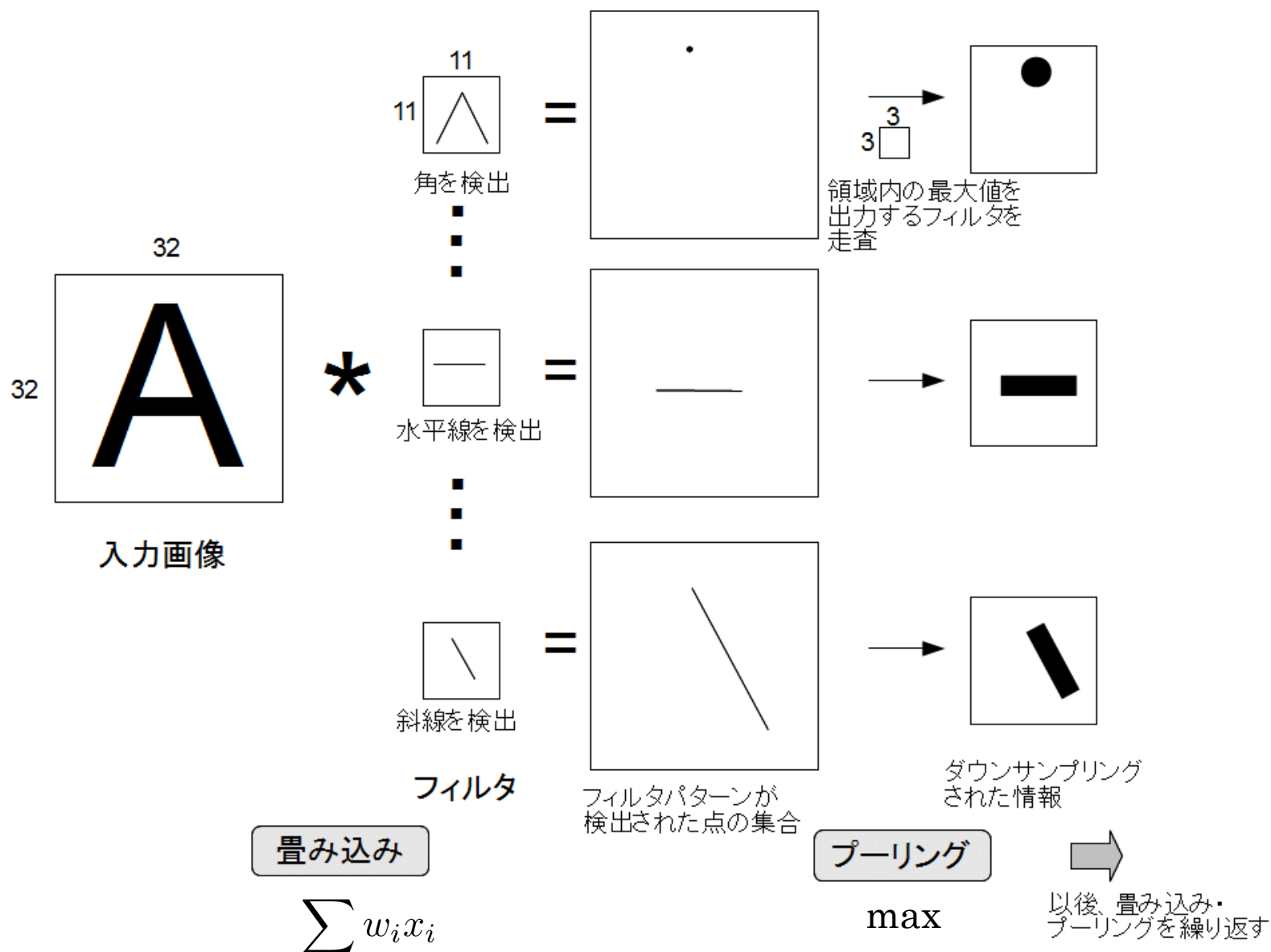
## 9.4 畳み込みネットワーク

- 畳み込みネットワークの構造
  - 畳み込み層とプーリング層を交互に重ねる
    - 畳み込み層はフィルタの画素数・ずらす画素数・チャンネル数の情報からなる
  - 最後は通常の MLP (ReLU+Softmax)



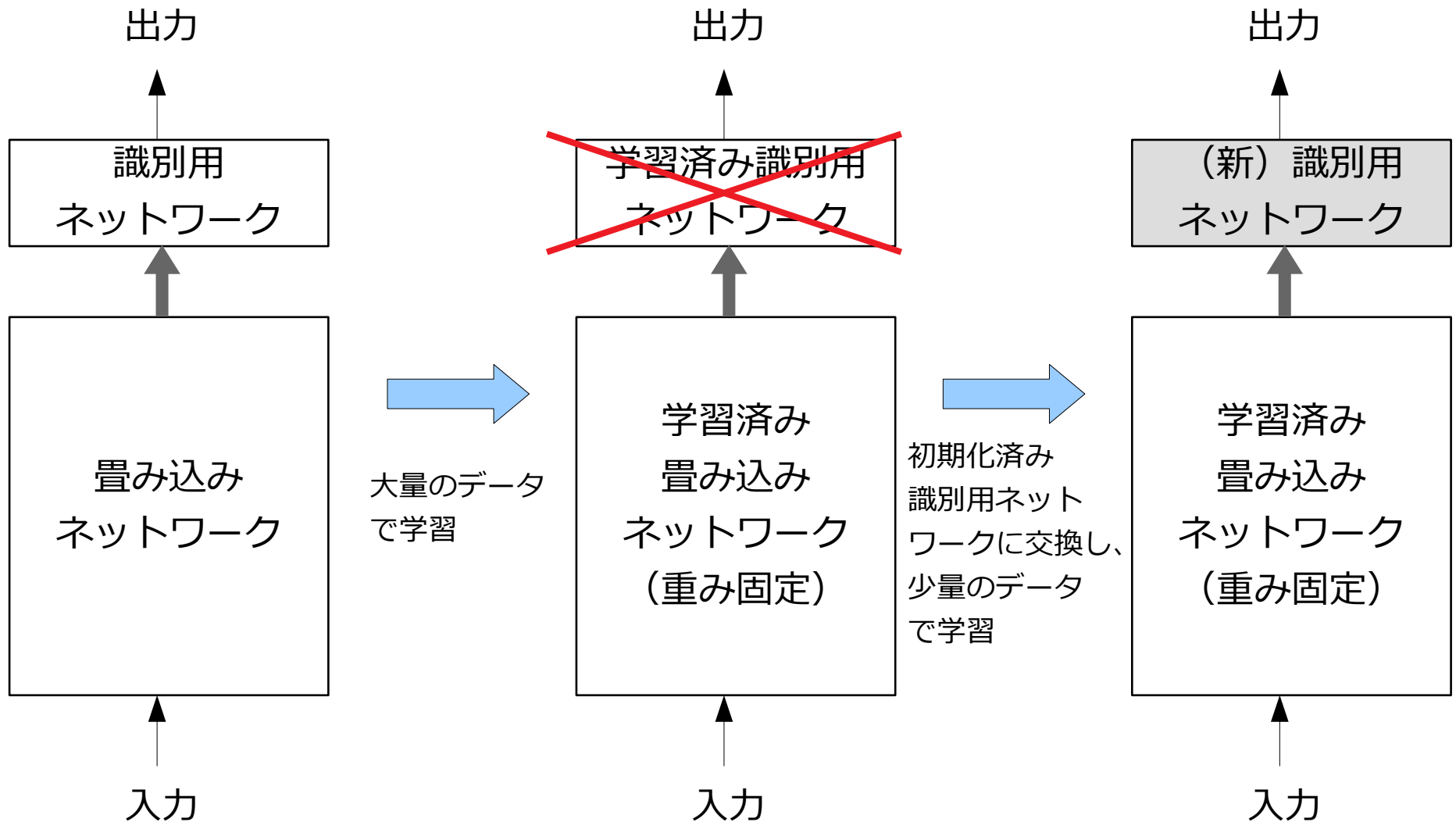
## 9.4 畳み込みネットワーク

### • 畳み込みニューラルネットワークの演算



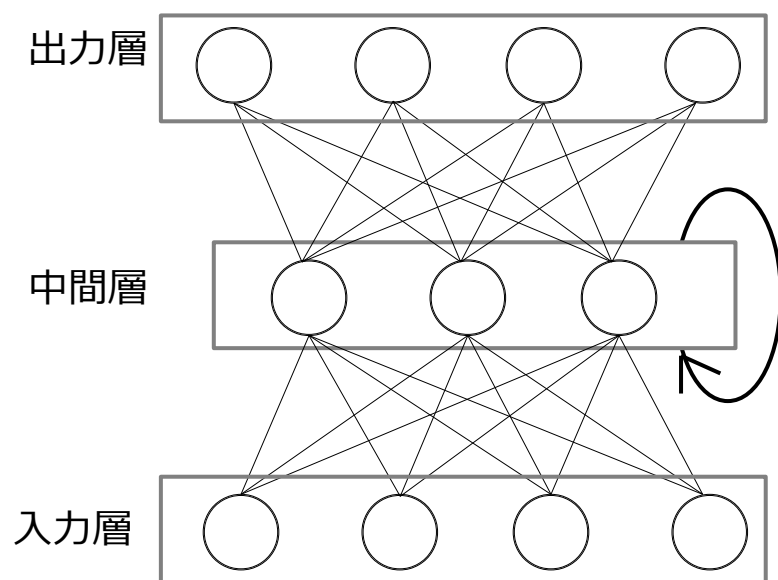
# 転移学習

- 少ないデータ量でも DNN が活用できる可能性

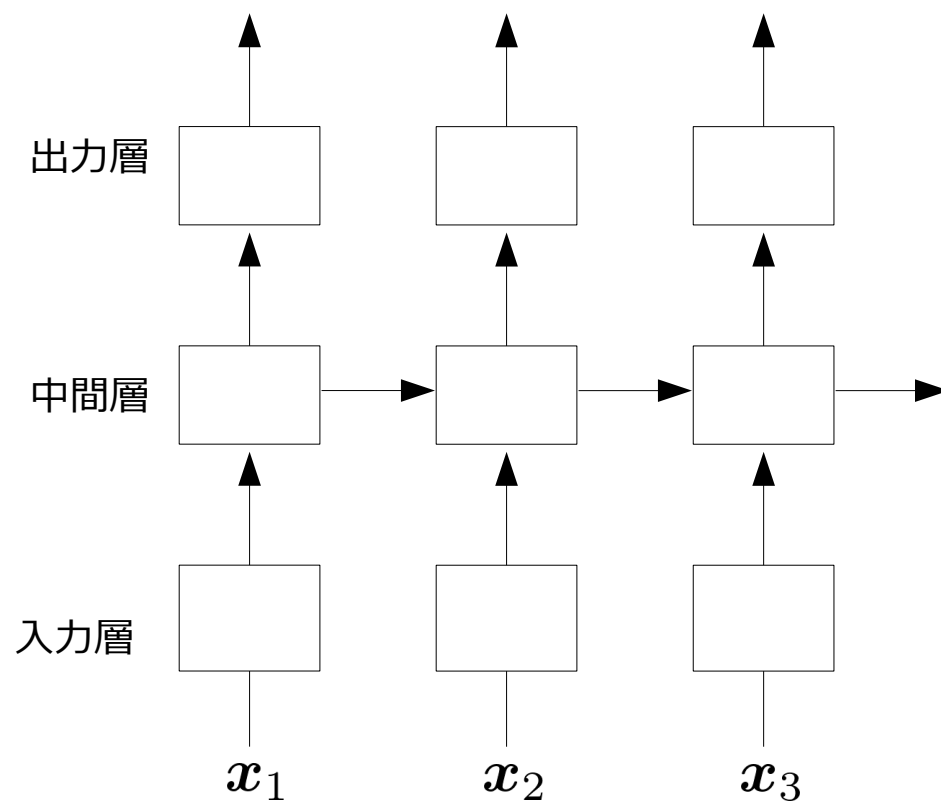


## 9.5 リカレントニューラルネットワーク

- 時系列信号の認識や自然言語処理に適する



(a) リカレントニューラルネットワーク



(b) 帰還路を時間方向に展開

## 9.5 リカレントニューラルネットワーク

- リカレントネットワークの学習

- 通常 of 誤差逆伝播法の更新式

$$w'_{ji} \leftarrow w_{ji} + \eta \delta_j x_{ji}$$

に対して、時間を遡った更新が必要

- 時刻  $t$  において、 $k$  個過去に遡った更新式

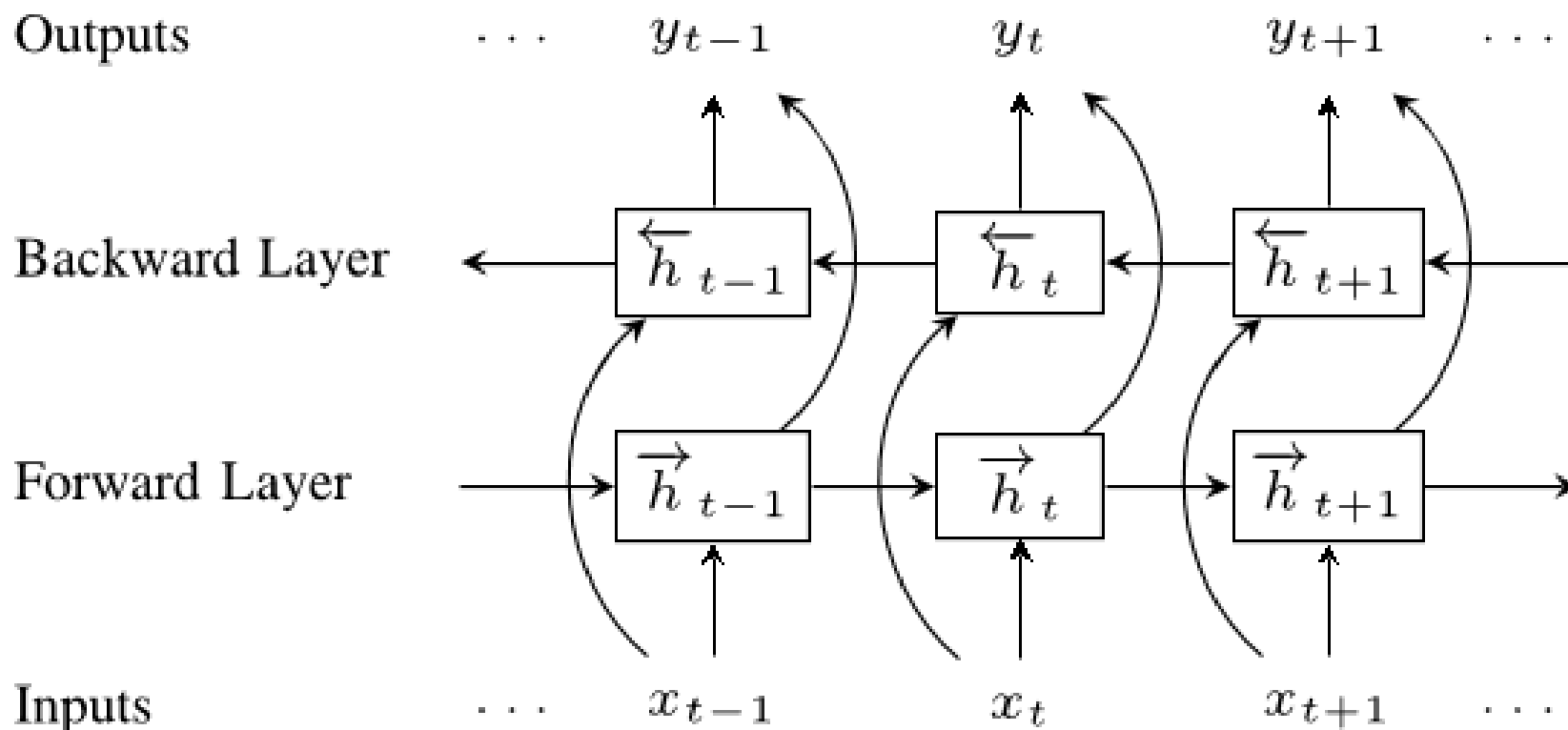
$$w_{ji}(t) \leftarrow w_{ji}(t-1) + \sum_{z=0}^k \eta \delta_j(t-z) x_{ji}(t-z-1)$$

- 勾配消失を避けるため、 $k=10 \sim 100$  程度とする

## 9.5 リカレントニューラルネットワーク

- Bidirectional RNN

- 過去だけでなく、未来の情報も用いて出力を計算

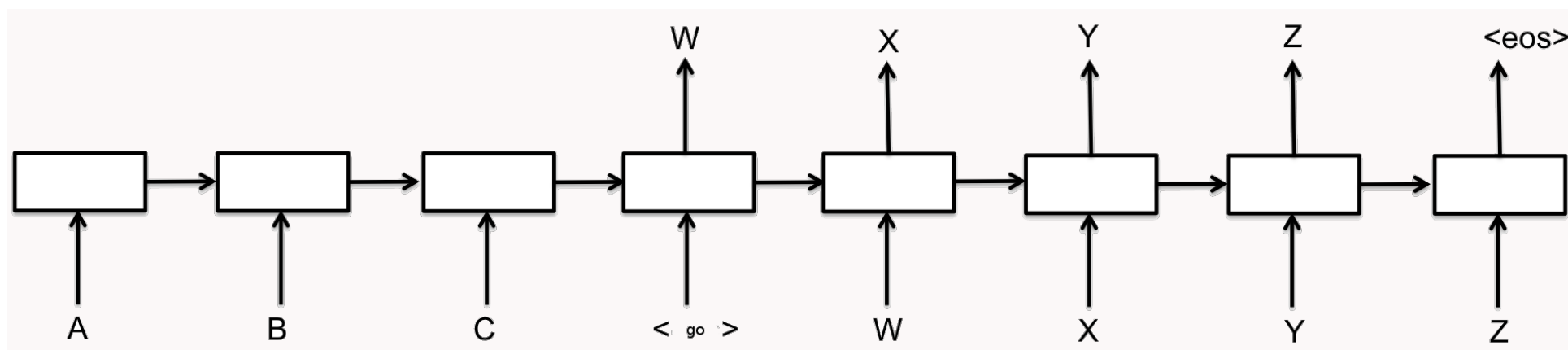


He, L., Qian, Y., Soong, F.K., Wang, P., & Zhao, H. (2015). A Unified Tagging Solution: Bidirectional LSTM Recurrent Neural Network with Word Embedding. CoRR, abs/1511.00215.

## 9.5 リカレントニューラルネットワーク

- Encoder-Decoder

- 入力の内容をひとつの表現にまとめて、そこから出力を生成



arXiv:1406.1078

# まとめ

- Keras デモ
  - MNIST データ CNN
  - IMDB データ RNN
- ディープニューラルネットワーク
  - 多階層にして特徴抽出も学習対象とした NN
  - 問題に特化した構造が有効
    - 畳み込み NN, リカレント NN, etc.