

## 第1章 ニューロンのしくみから学習の演算方法まで

# ハードウェアAI作りの第一歩！人工知能の基本アルゴリズム

ハードウェアAIを作る際には、AI用ニューラル・ネットワークのアルゴリズムを理解する必要があります。本アルゴリズムは、3つに大別されます。

- (1) 単純な全結合からなる多層パーセプトロン(MLP : Multiple-Layer perceptron)
- (2) パターンの認識を得意とする畳み込みニューラル・ネットワーク(CNN : Convolutional Neural Network)
- (3) 時系列処理用の回帰型ニューラル・ネットワーク(RNN : Recurrent Neural Network)

本稿では、これらの中からニューラル・ネットワークの基本中の基本であるMLPと、時系列データを扱うためにMLPを拡張したRNNの2つを紹介します。CNNは画像に特化していますが、軽い処理が必要なエッジ応用ではMLPでも十分な画像認識が可能になります。

### 基礎知識

#### ● ニューラル・ネットワークとは

AIの根幹技術の1つであり、生物の神経回路網を計算機科学によりもっとも抽象的に模倣した数理モデルです。図1(a)にニューラル・ネットワークのモデル

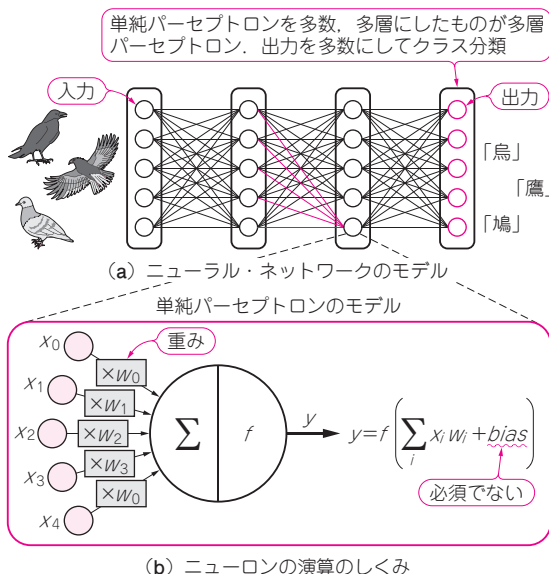


図1 ニューラル・ネットワークはAIの根幹技術の一つ  
生物の神経回路網を計算機科学によって模倣した数理モデル

ルを示します。このネットワークは入力層と出力層の間に2層の隠れ層を持っています。各層にはニューロンが1次元で配列されます。このニューロンは重みと呼ばれるパラメータで、次の層のニューロンと結合しています。MLPは本図のように、ある層のニューロンと次の層のニューロン同士がすべて結合する全結合型構造を持ちます。

#### ● AI演算は入力値と重みとの積和演算

図1(b)に示す単純パーセプトロン・モデルを用いて、あるニューロンに対するAI演算を説明します。第3層への入力( $x_0 \sim x_4$ )と重み( $w_0 \sim w_4$ )との積和演算を1つのニューロンで行います。その後活性化関数(シグモイド関数など)での処理を行い出力とします。この出力は第4層(出力層)の入力となります。AI演算はこのように膨大な量の積和演算から成り立っています。

#### ● 単純パーセプトロンは線形分離問題を解くことができる

ニューラルネットワークの原理は、入力を分類可能な点にあります。図1(b)に入力層と出力層だけしか持たない単純パーセプトロン(重みも1層しか持たない)を示しました。2つの入力( $x_1, x_2$ )がある場合にその出力 $y$ は $y = f(x_1 w_1 + x_2 w_2 + bias)$ となり、図2(a)に示すようにプロットされます。

$f$ は活性化関数で、図2(b)に示すようなシグモイド関数などがあります。

単純パーセプトロンは、図3(a)に示すような直線により分離できる線形分離問題(OR/ANDなど)を解くことができます。一方で、図3(b), (c)に示したような直線では分離できない線形分類不可能問題(XNOR

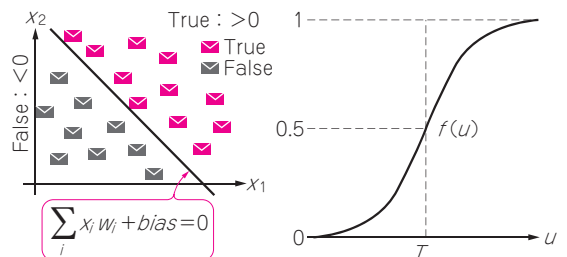


図2 単純パーセプトロンは線形分類問題なら解ける  
線形分類不可能問題は解けない