

A I 解析入門

渡辺英治（NIBB, TSBセンター・AI解析室）

2025年8月21日（木）

講師自己紹介

渡辺英治（わたなべえいじ）

専門：神経科学

テーマ：脳の構成論

eiji@nibb.ac.jp

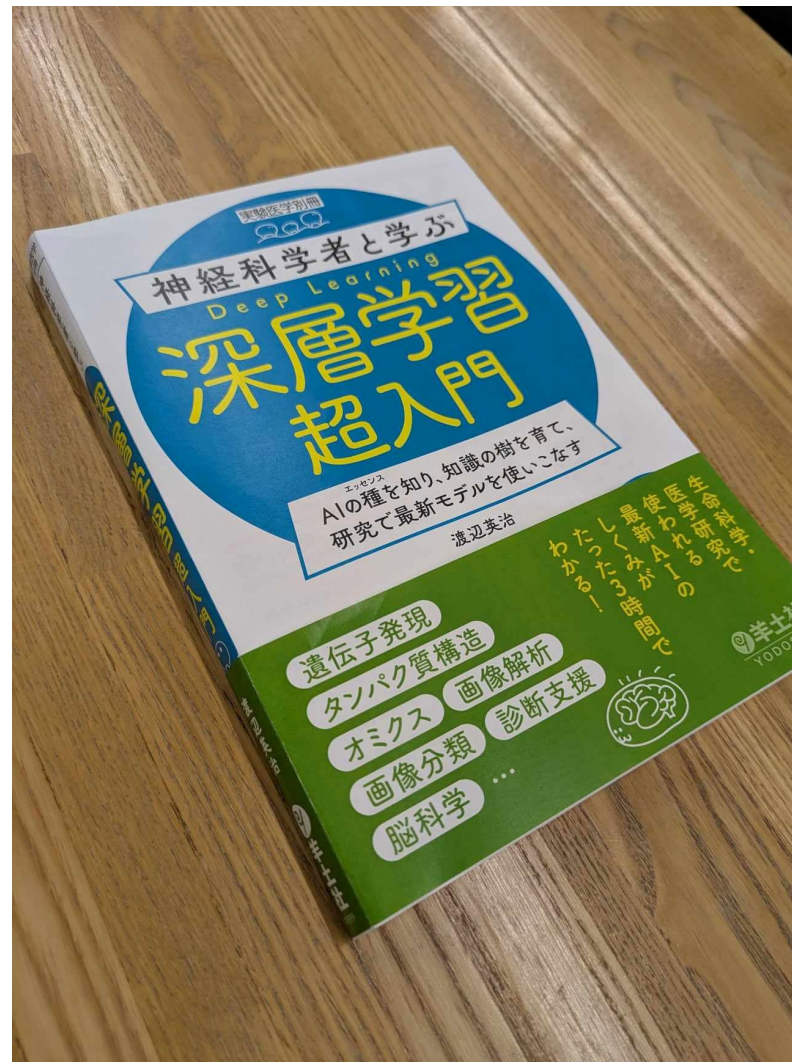
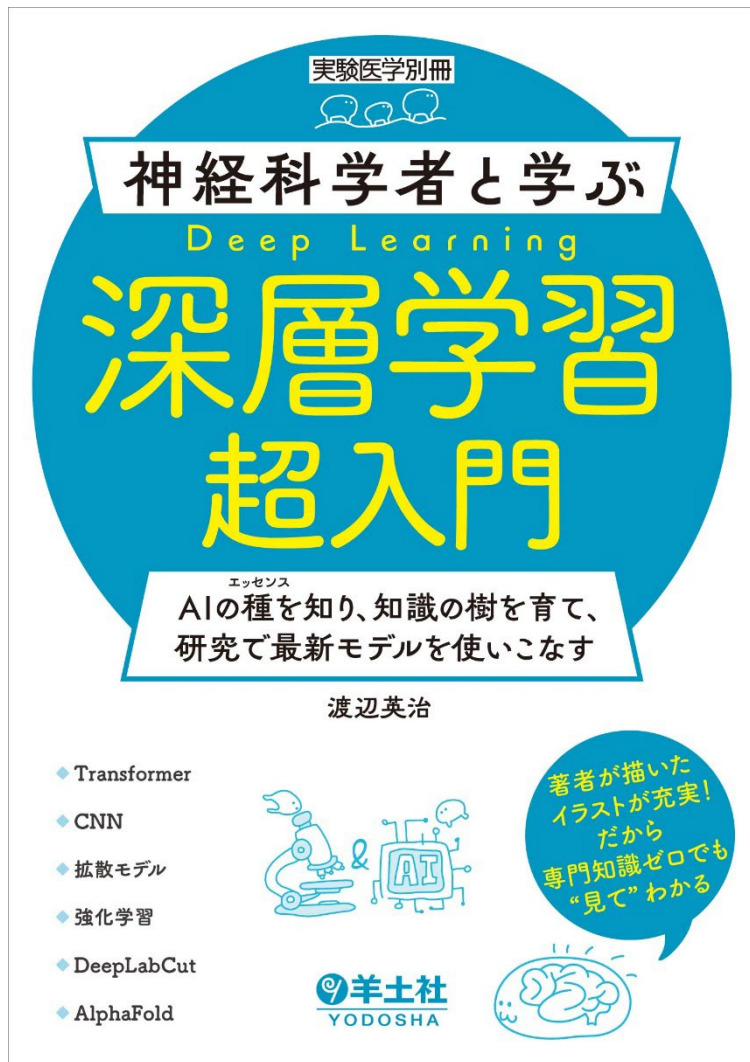


“Neuronist”

講義の概要

1. 人工ニューロンを通して深層学習の本質を理解する
2. 現在のA Iブームの起爆剤となりノーベル物理学賞の対象にもなったAlexNetを動かして深層学習を体感する

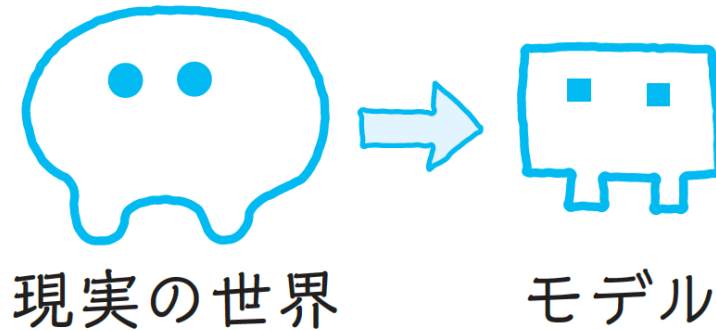
参考書「神経科学者と学ぶ深層学習入門」



本講義内容が含まれた本です。本講義の渡辺画伯のイラストは本書からの引用になります。

モデル

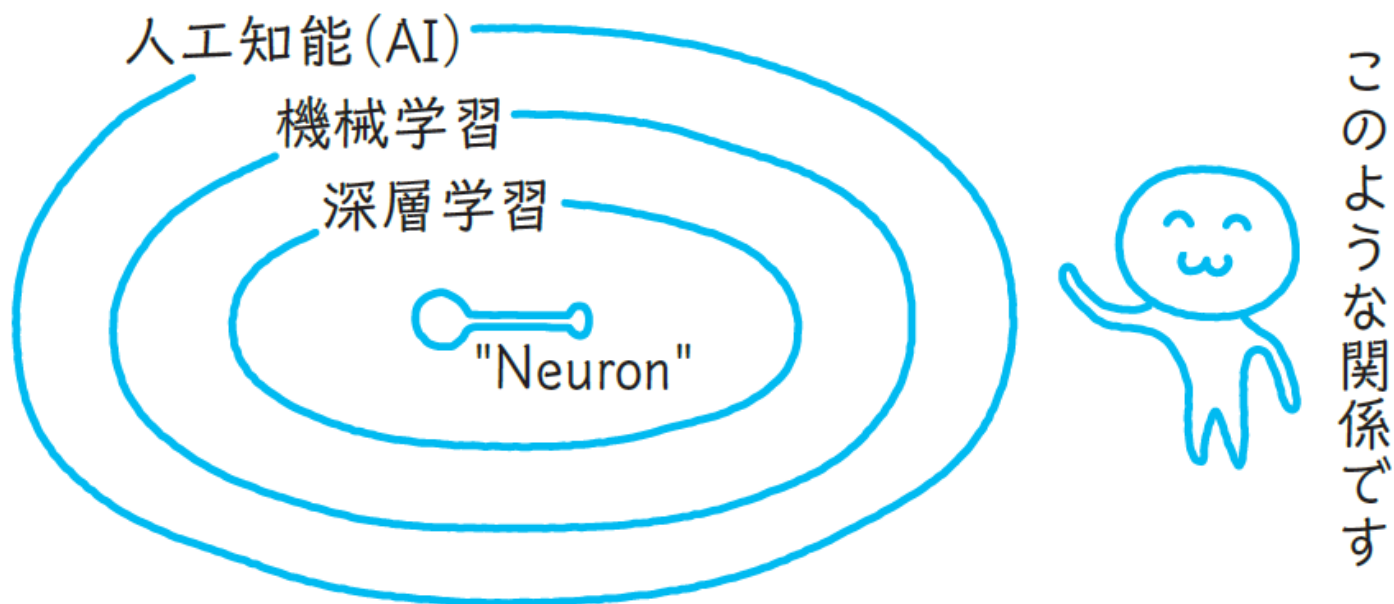
1. 現実世界の複雑な事象や系を単純化あるいは抽象化して表現したものがモデル



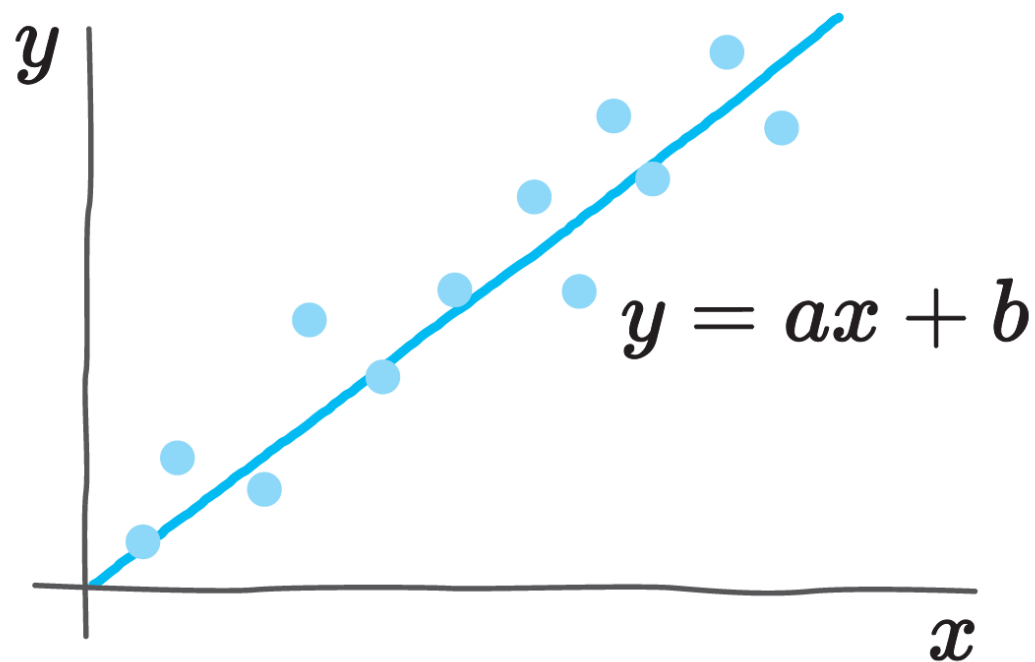
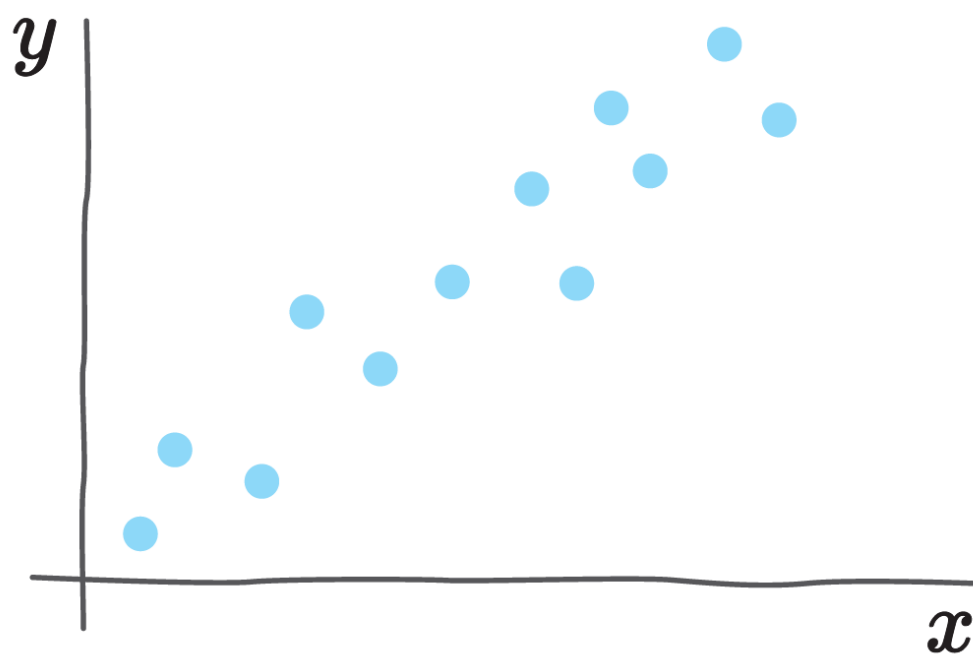
2. 機械学習、深層学習はモデルを作る作業
3. 関数は数式やコードで明確に定義された入出力関係を表現する。モデルは関数を拡張した概念。ニューラルネットワークは巨大な関数。関数であるが故にコンピュータで動かすことができる

機械学習と深層学習

1. モデル獲得の過程をコンピュータで自動化したものが機械学習
2. 人工ニューロンを使った機械学習が深層学習

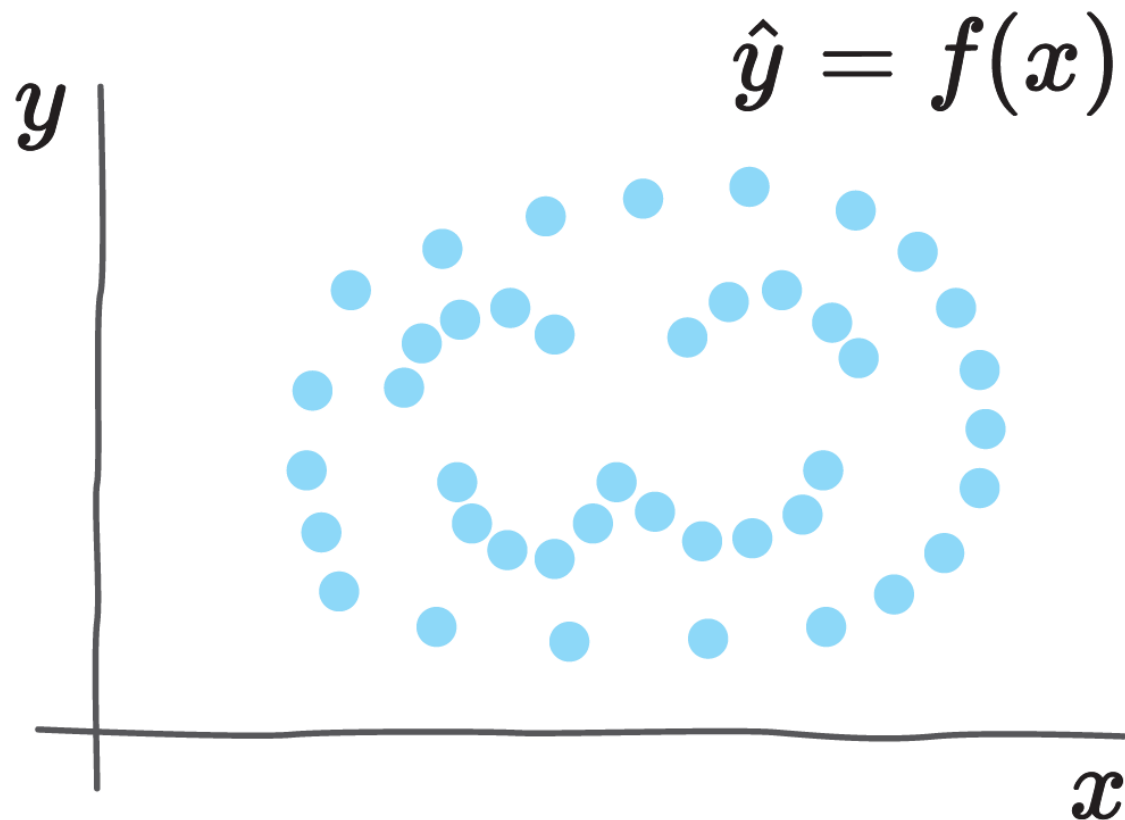


線形モデルと非線形モデル



線形モデルは人間が直感的に理解しやすいモデル

線形モデルと非線形モデル

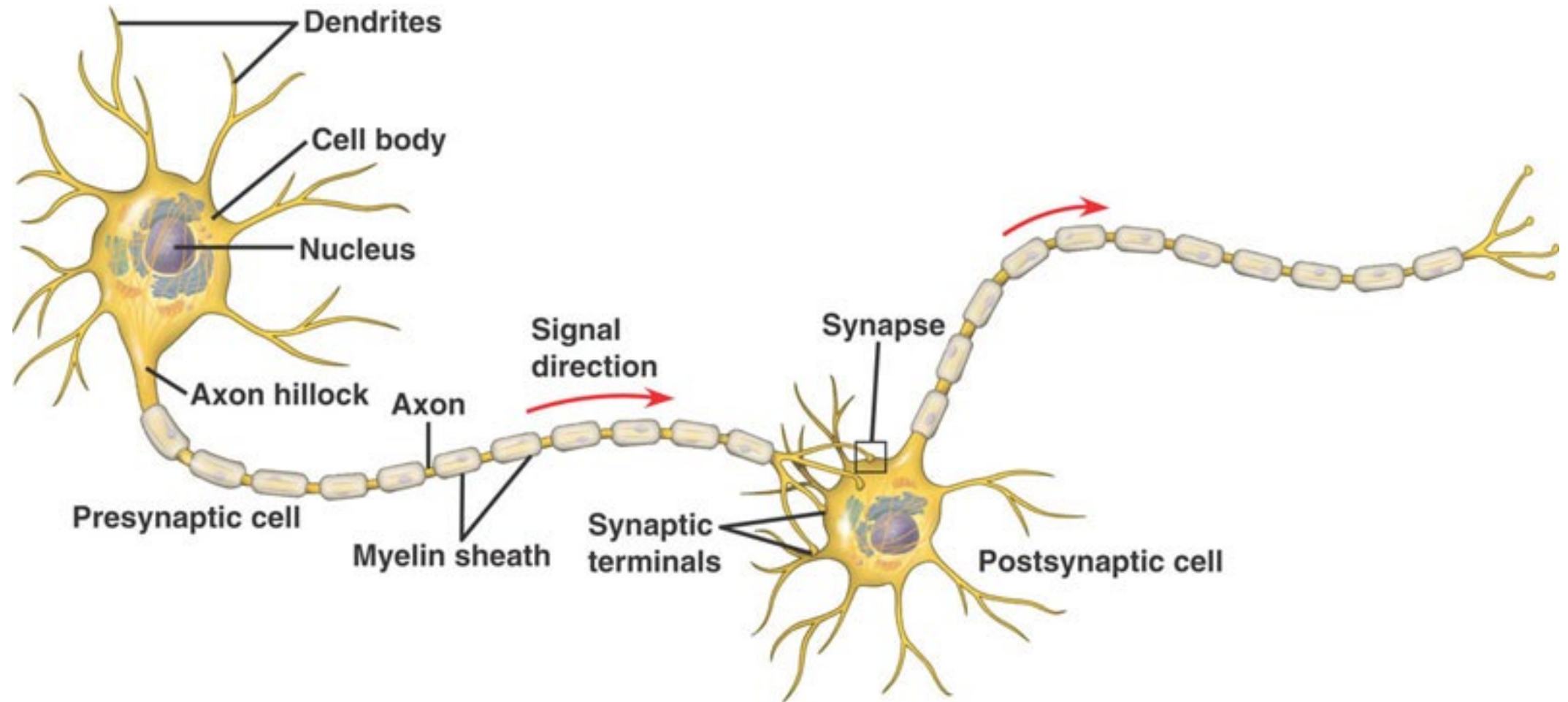


このような分布が見つかったとき、線形モデルでは記述できなくなる。決してランダムではなく、なにかルールがありそうである。非線形モデルの登場である。

深層学習のベースにある人工ニューロンは、線形と非線形を組み合わせた超複雑なモデルを実現するための道具である。

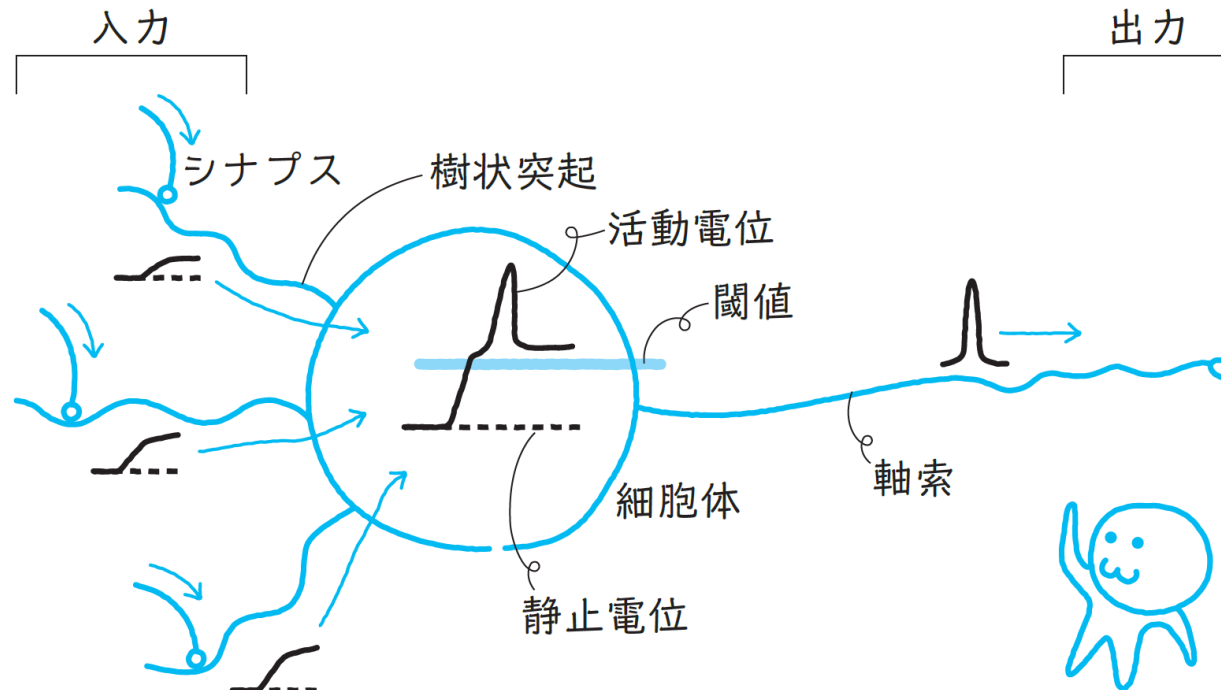
人工ニューロン

神經細胞 (Neuron)



神経細胞 (Neuron)

- 1) 細胞として独立した単位である
- 2) 他の神経細胞から情報を受ける樹状突起と他の神経細胞へ情報を送り出す軸索を細胞体から伸ばしている
- 3) 細胞間（シナプス）では化学的神経伝達で情報が伝わる
- 4) 細胞膜内外には電位差（膜電位）。膜電位は細胞が静止状態のときは細胞外が正、細胞内が負である
- 5) 化学的神経伝達では相手の膜電位を上昇させるか下降させる
- 6) 膜電位の正負が反転し、電位差が拡大して閾値を超えると活動電位が発生する
- 7) 活動電位は軸索を伝わりシナプスに到達すると化学的神経伝達を引き起こす



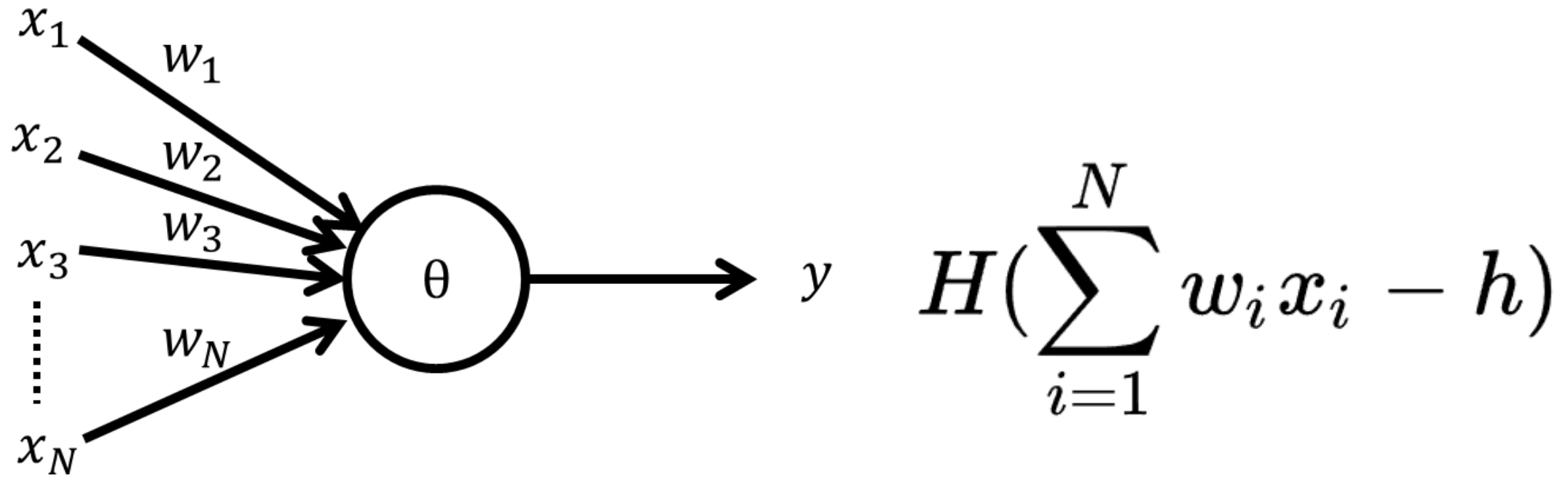
人工ニューロンの発明



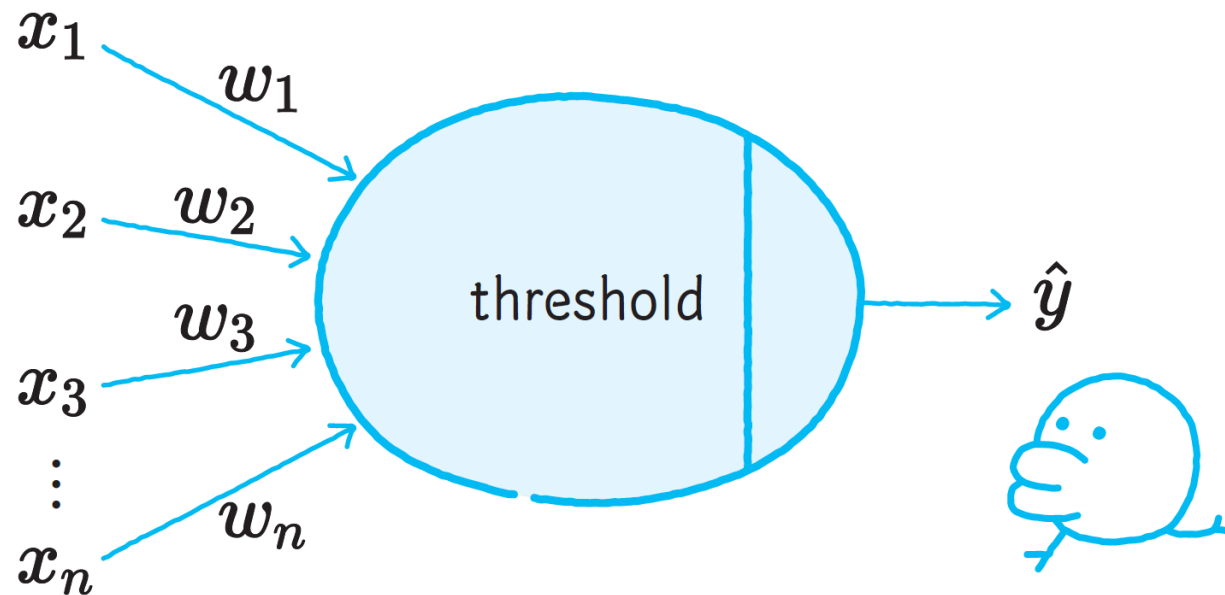
Warren S. McCulloch
神経生理学者



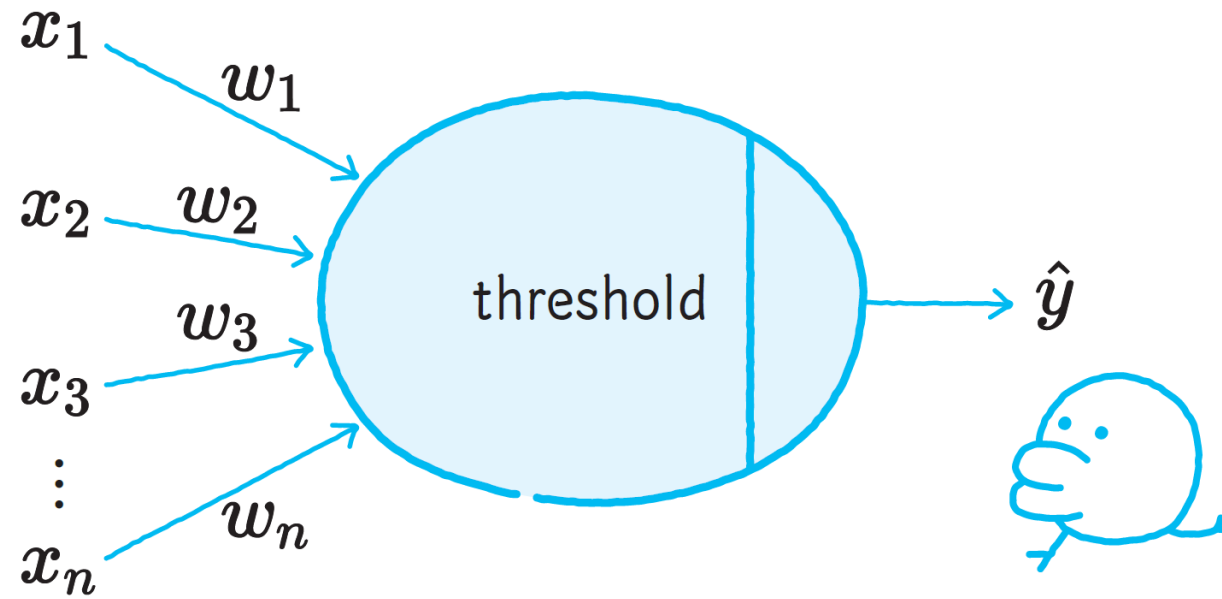
Walter Pitts
論理科学者／数学者



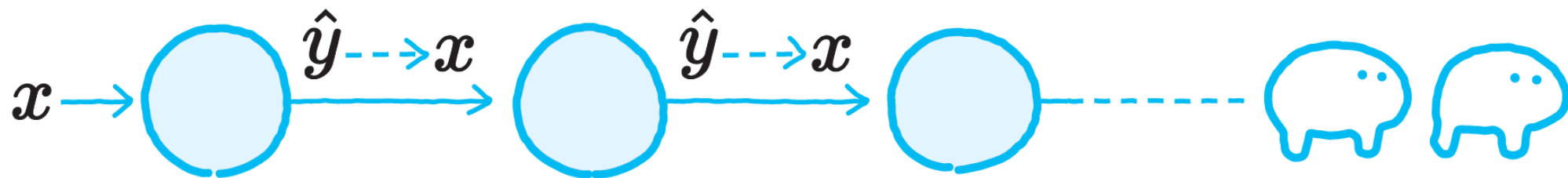
McCulloch, W. and Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 7:115 - 133.



- 1) 荷重 $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)$
- 2) 入力 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$
- 3) 荷重と入力の内積 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} = w_1 * x_1 + \dots + w_n * x_n$
- 4) 内積と閾値との比較を行う $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - \text{threshold}$
- 5) 出力を計算する $y = H(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - \text{threshold})$
- 6) H は階段方程式で、()内が正のときに1, 負のときに0を出力する
- 7) 以上が「形式ニューロン」である。ときにはパーセプトロンと呼ばれる
- 8) パーセプトロンはRosenblattによる提案されたニューラルネットワークである
- 9) \mathbf{w} とthresholdを人工ニューロンのパラメータと呼ぶ (学習対象)



- 1) 荷重 $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)$
- 2) 入力 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$
- 3) 荷重と入力の内積 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} = w_1 * x_1 + \dots + w_n * x_n$
- 4) 内積と閾値との比較を行う $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - \text{threshold}$
- 5) 出力を計算する $y = H(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - \text{threshold})$
- 6) H は階段方程式で、 $()$ 内が正のときに1, 負のときに0を出力する
- 7) 以上が「形式ニューロン」である。ときにはパーセプトロンと呼ばれる
- 8) パーセプトロンはRosenblattによる提案されたニューラルネットワークである
- 9) \mathbf{w} とthresholdを人工ニューロンのパラメータと呼ぶ (学習対象)

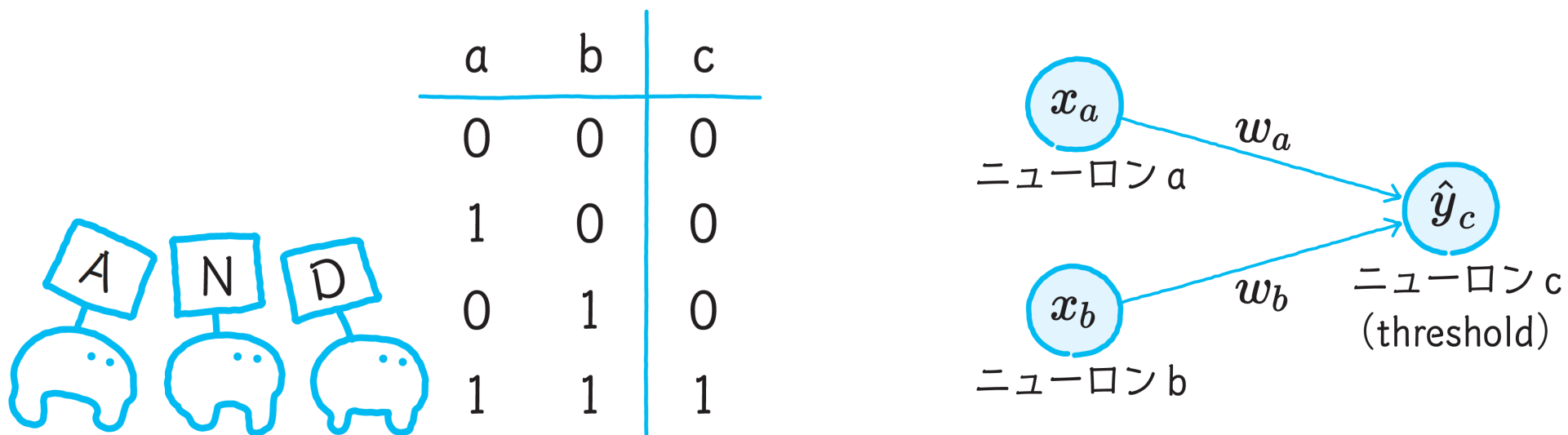


あとは人工ニューロンをつないでいくとニューラルネットワークになる。

ニューラルネットワークは何かと何かの関係を記述するためのモデル。

パーセプトロンの能力

基本的な論理演算は4つある。AND演算、OR演算、NOT演算、XOR演算である。パーセプトロンはこの4つの論理演算を表現できる。



$$y_c = H(x_a * w_a + x_b * w_b - \text{threshold})$$

例えば、 w_a 、 w_b 、 threshold の値を、それぞれ5、5、9
としてみる。

$$y_c = H(5x_a + 5x_b - 9)$$

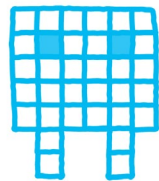
パーセプトロンの能力

- AND演算のモデルが出来た！
- w_a 、 w_b 、 threshold の組み合わせは無数にある。モデルに対するパラメータは無数にあることを理解しておきたい
- さらにパラメータをマイナスにすることも可能。荷重のマイナスは抑制ニューロンであるが、 Threshold がマイナスなんという神経細胞は存在しない。人工ニューロンではなんでも可能
- またXOR演算では中間層の人工ニューロンが必要になる。層を増やすと表現力が上がる。またすでに作った演算を組み合わせで新しいモデルを作することも可能
- このような調子でAND演算、OR演算、NOT演算、XOR演算という論理演算が実行できる

現代の人工ニューロン

$$\hat{y} = f(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)$$

- 1) threshold をバイアス項 b に変更
- 2) 階段方程式 H を活性化関数 f に変更
- 3) 活性化関数 f は様々な非線形関数であり、表現力が各段に上昇
- 4) 深層学習で重要な式

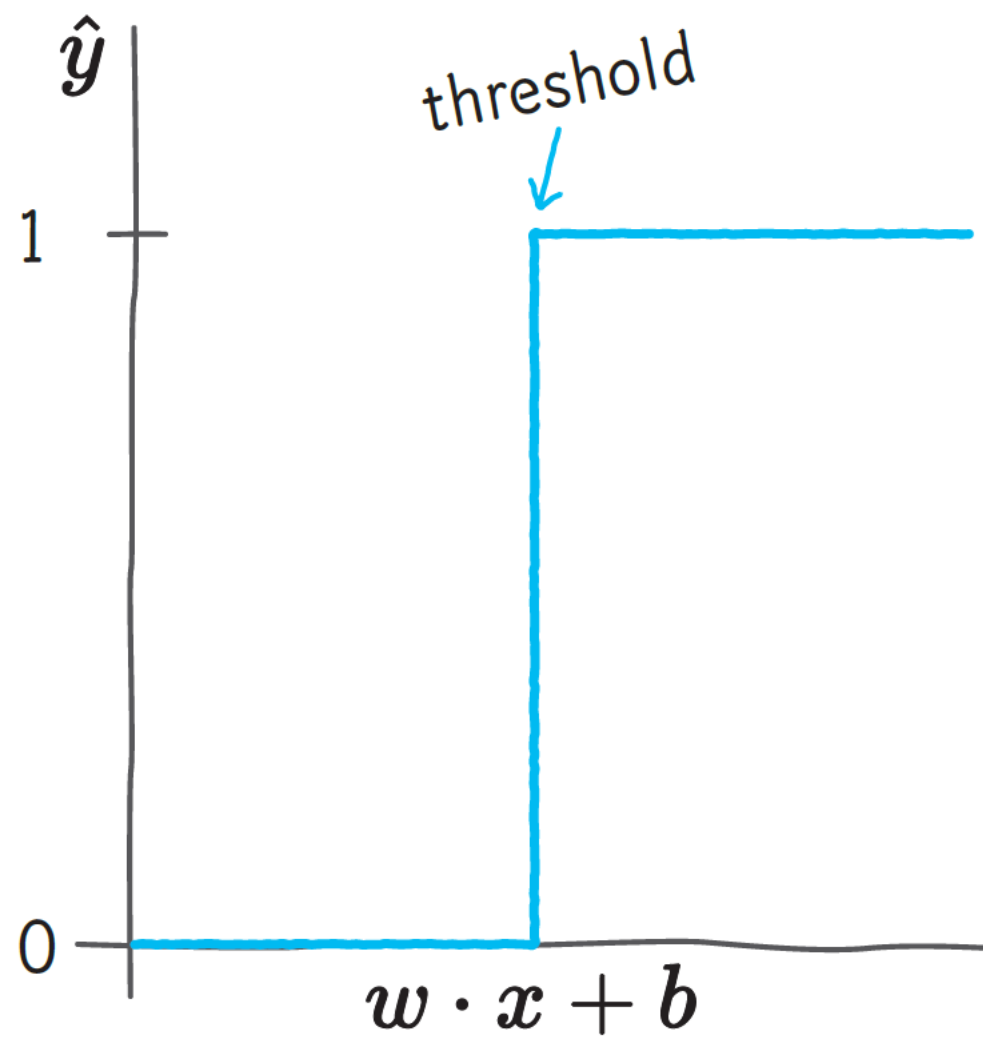


線形モデル



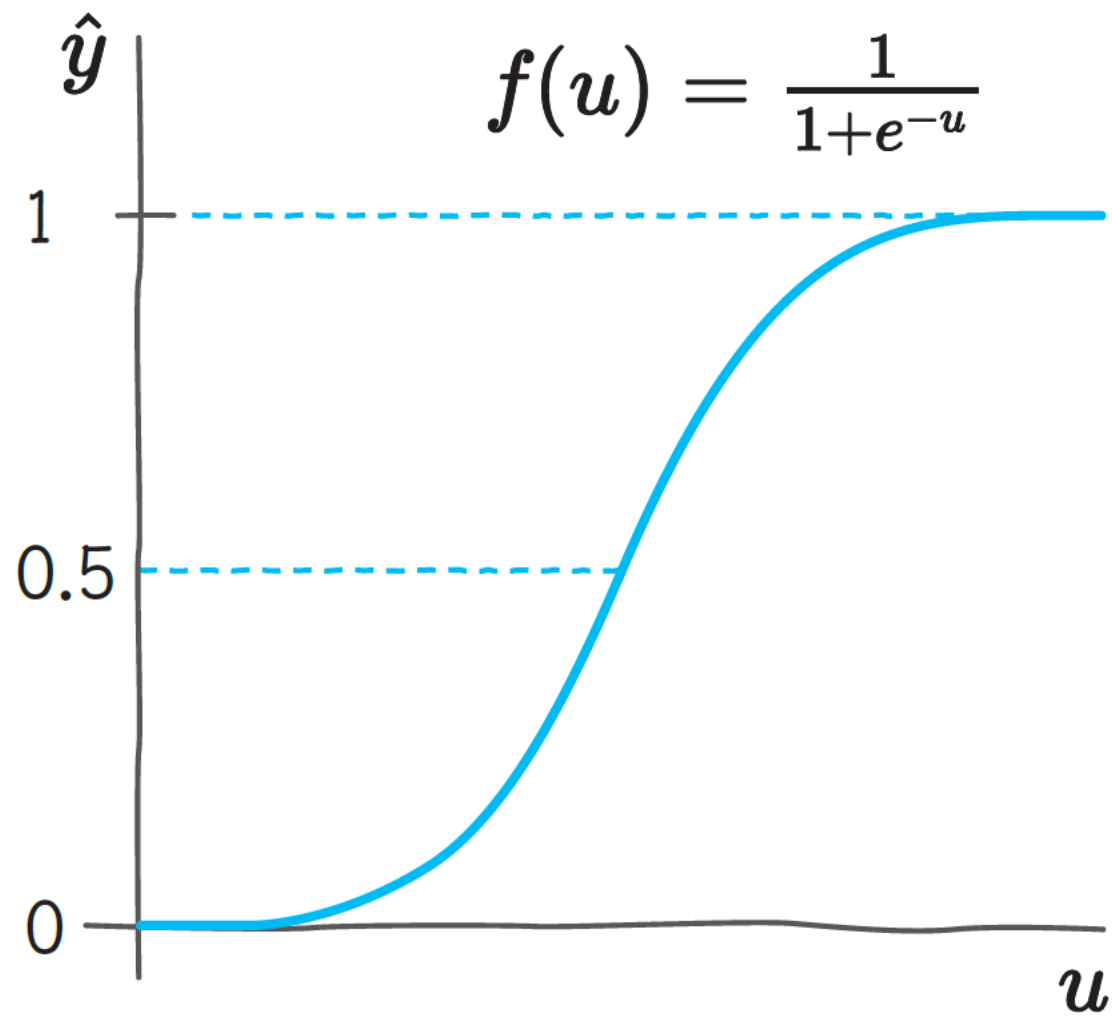
非線形モデル

各種活性化関数



階段方程式

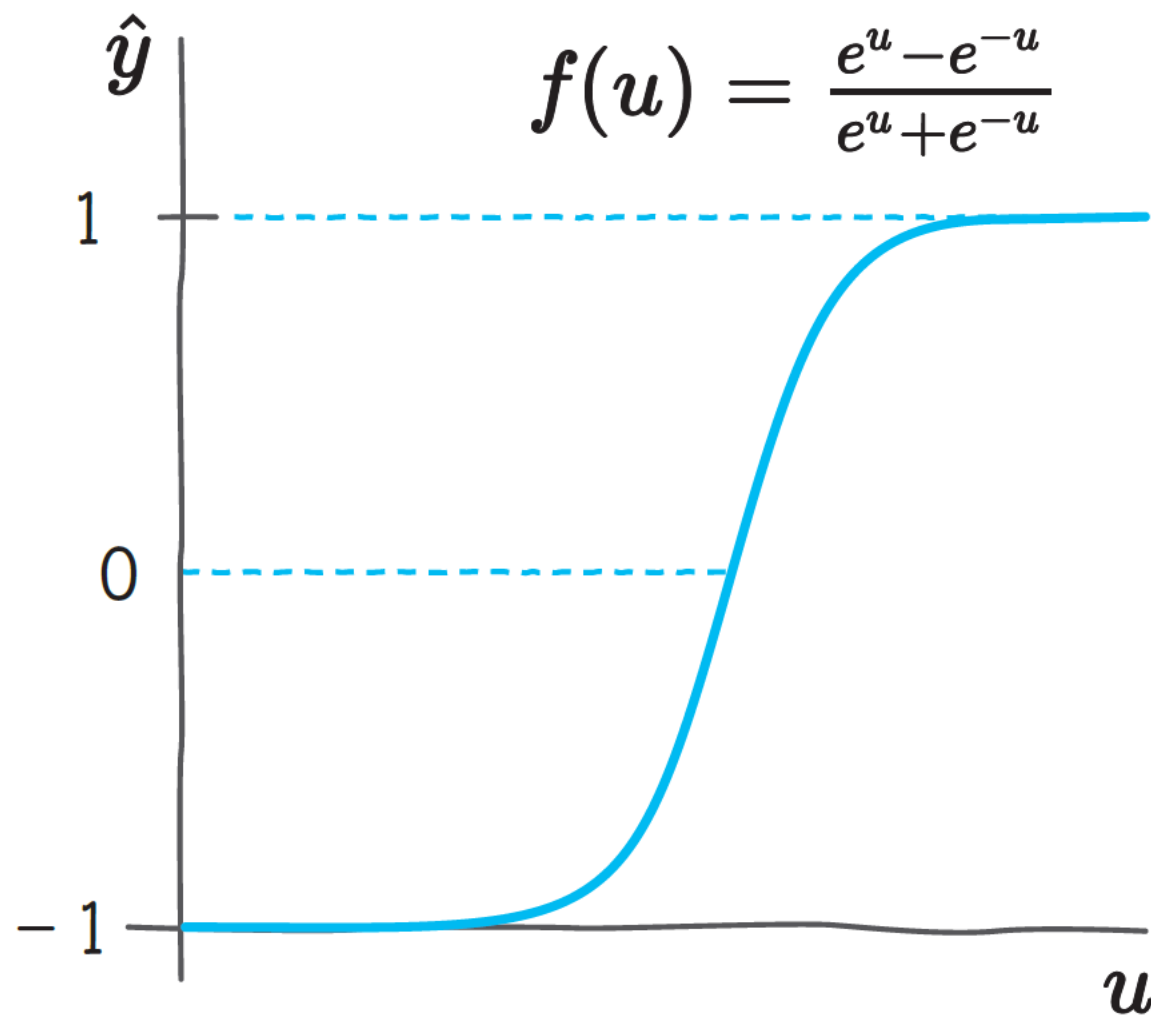
各種活性化関数



$$(u = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)$$

シグモイド

各種活性化関数



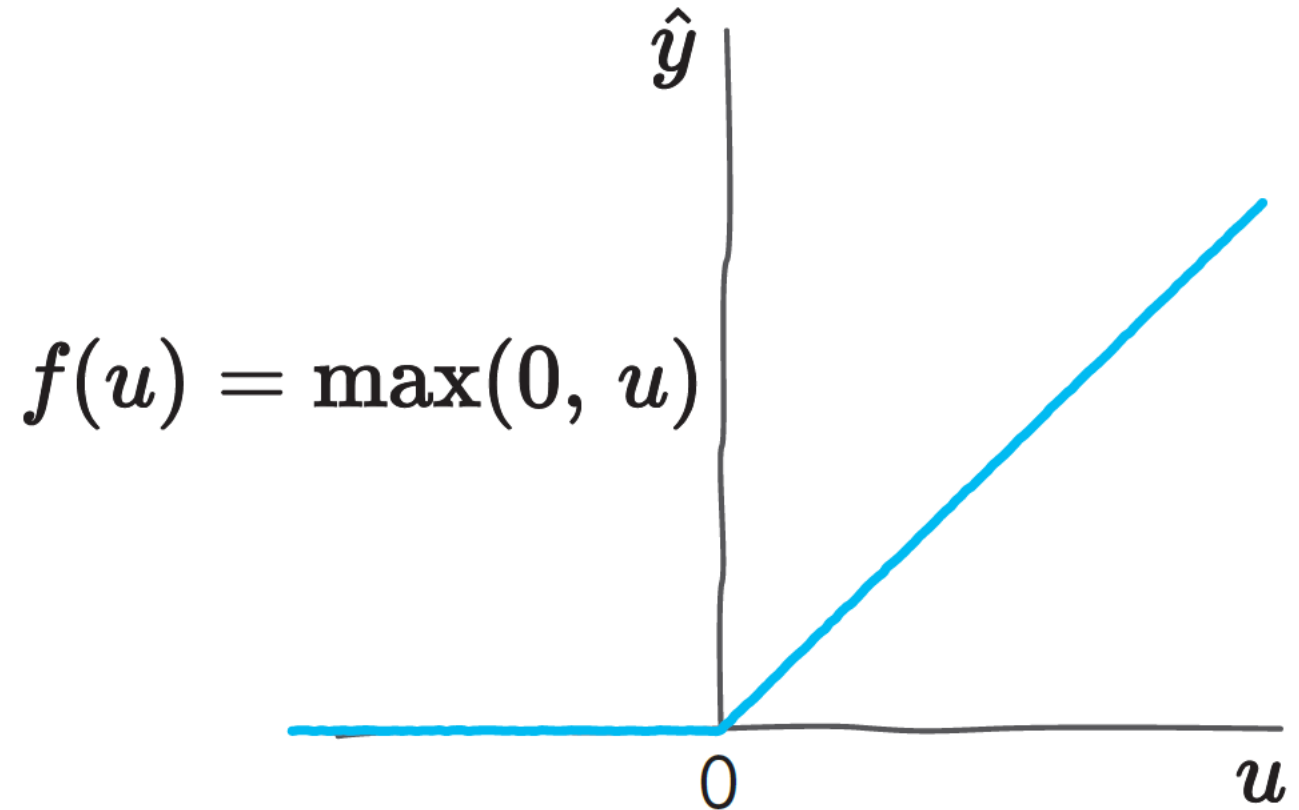
Tanh (ハイパーボリックタンジェント)

($u = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b$)

各種活性化関数

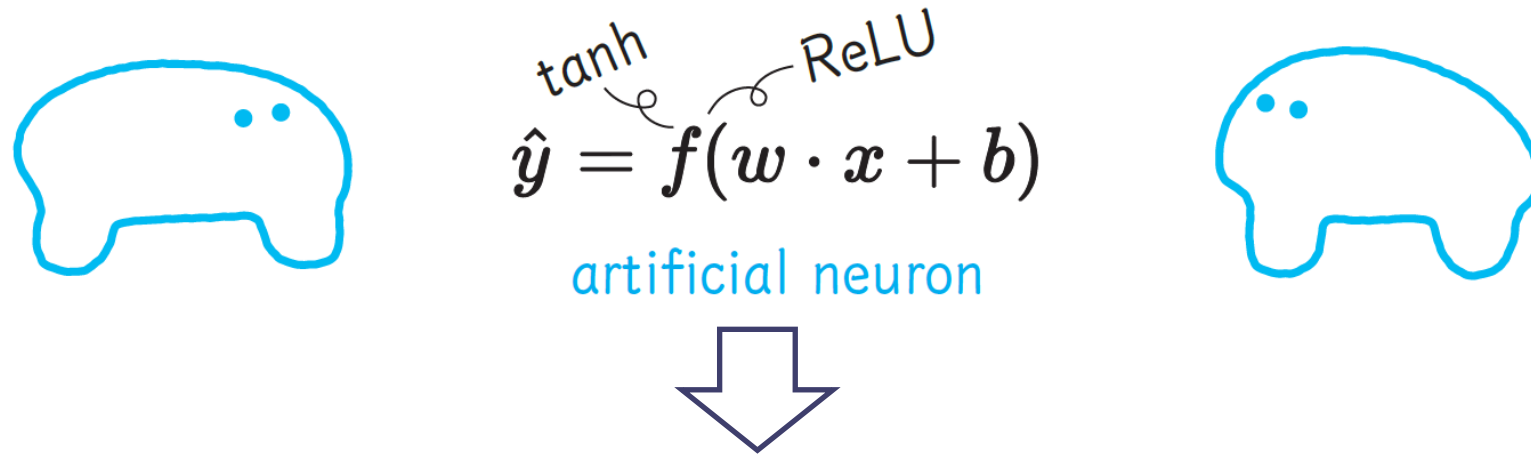
正規化線形ユニット
(rectified linear unit, ReLU)

AlexNetで採用された画期的な
活性化関数
(2012年の物体の認識率を競う
ILSVRCにおける、
GPU利用による大規模深層学習
(ジェフリー・ヒントン率いる研
究チーム)



$$(u = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)$$

ニューラルネットワーク関数



$$\hat{y} = \text{NeuralNet}(x; w, b)$$

xが入力であり、w, bがパラメータ、 \hat{y} が出力である。通常、関数中の引数を分ける場合はカンマ(,)を使うが、ここではwとbというパラメータが学習過程で更新される変数であることを明確化するためにセミコロン(;)で、入力と区別をしている。 \hat{y} とxが適切な関係になるようなwとbを探索するのが深層学習

ニューラルネットワークは何かと何かの関係を記述するためのモデル
ニューラルネットワークの構造とパラメータが決まればモデルは決まる

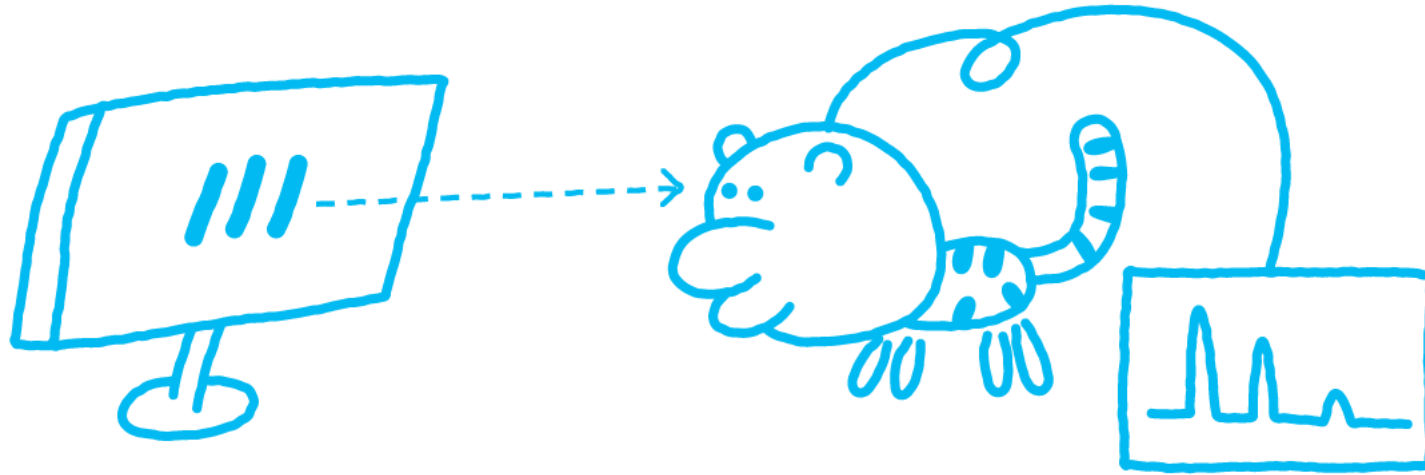
ニューラルネットワークいろいろ

いろいろなニューラルネットワーク

- 畳み込みニューラルネットワーク (CNN)
- リカレントニューラルネットワーク、ホップフィールドネットワーク、エコーステートネットワーク
- オートエンコーダー、VAE、拡散モデル
- トランスフォーマー
- 深層強化学習

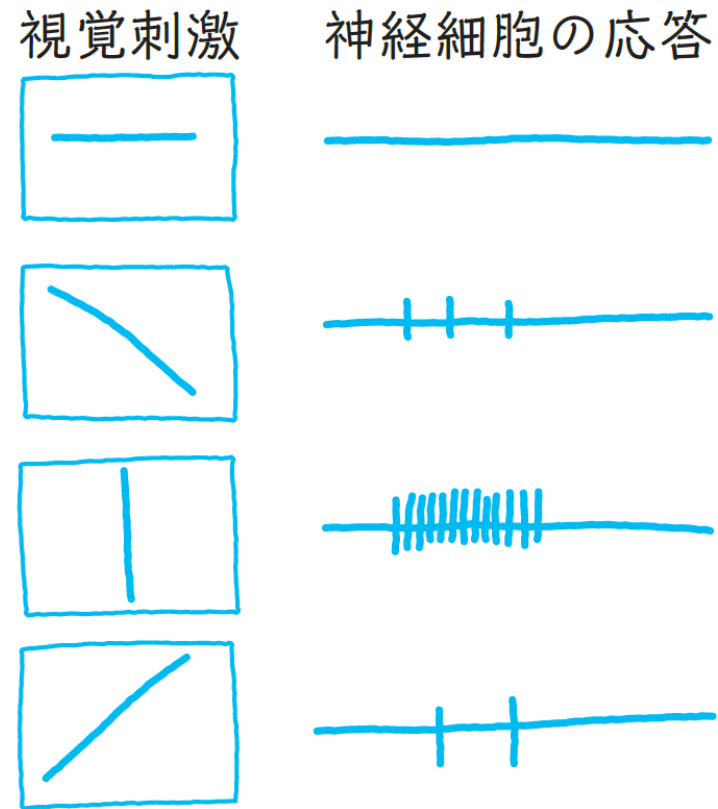
畳み込みニューラルネットワークの歴史

大脳生理学の研究から深層学習はスタートした



デイヴィッド・ヒューベル (David H. Hubel) と
トルステン・ウィーセル (Torsten N. Wiesel) による発見

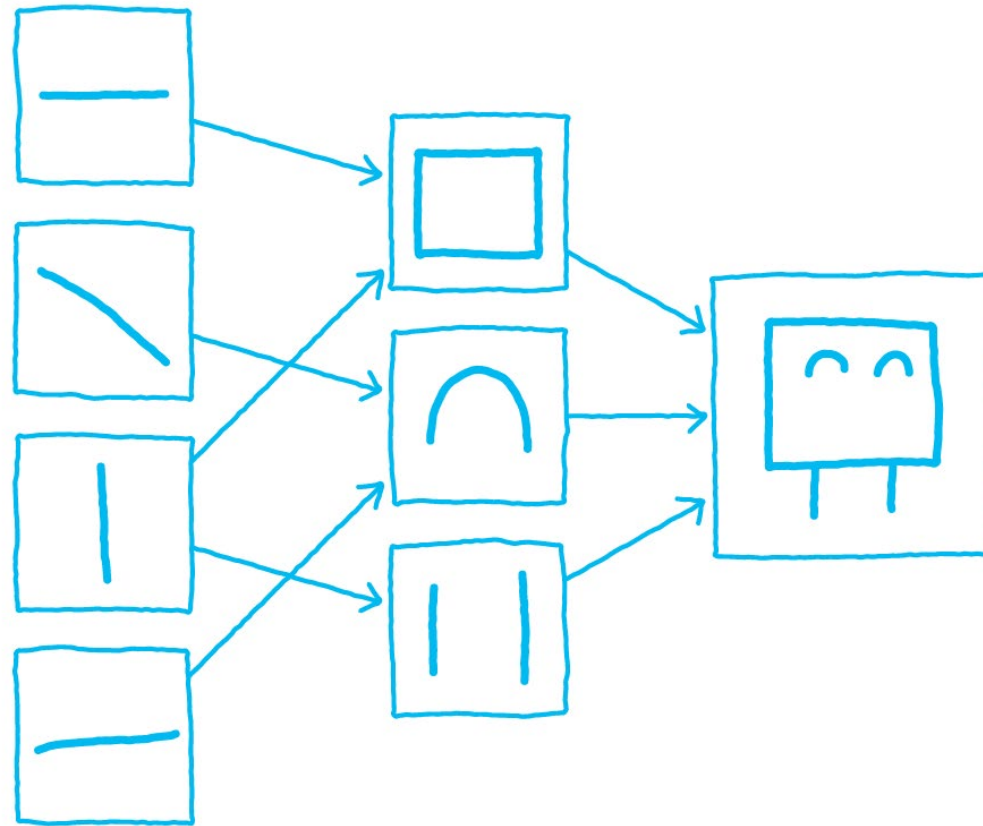
畳み込みニューラルネットワークの歴史



一次視覚野の単純細胞

デイヴィッド・ヒューベル (David H. Hubel) と
トルステン・ウィーセル (Torsten N. Wiesel) による発見

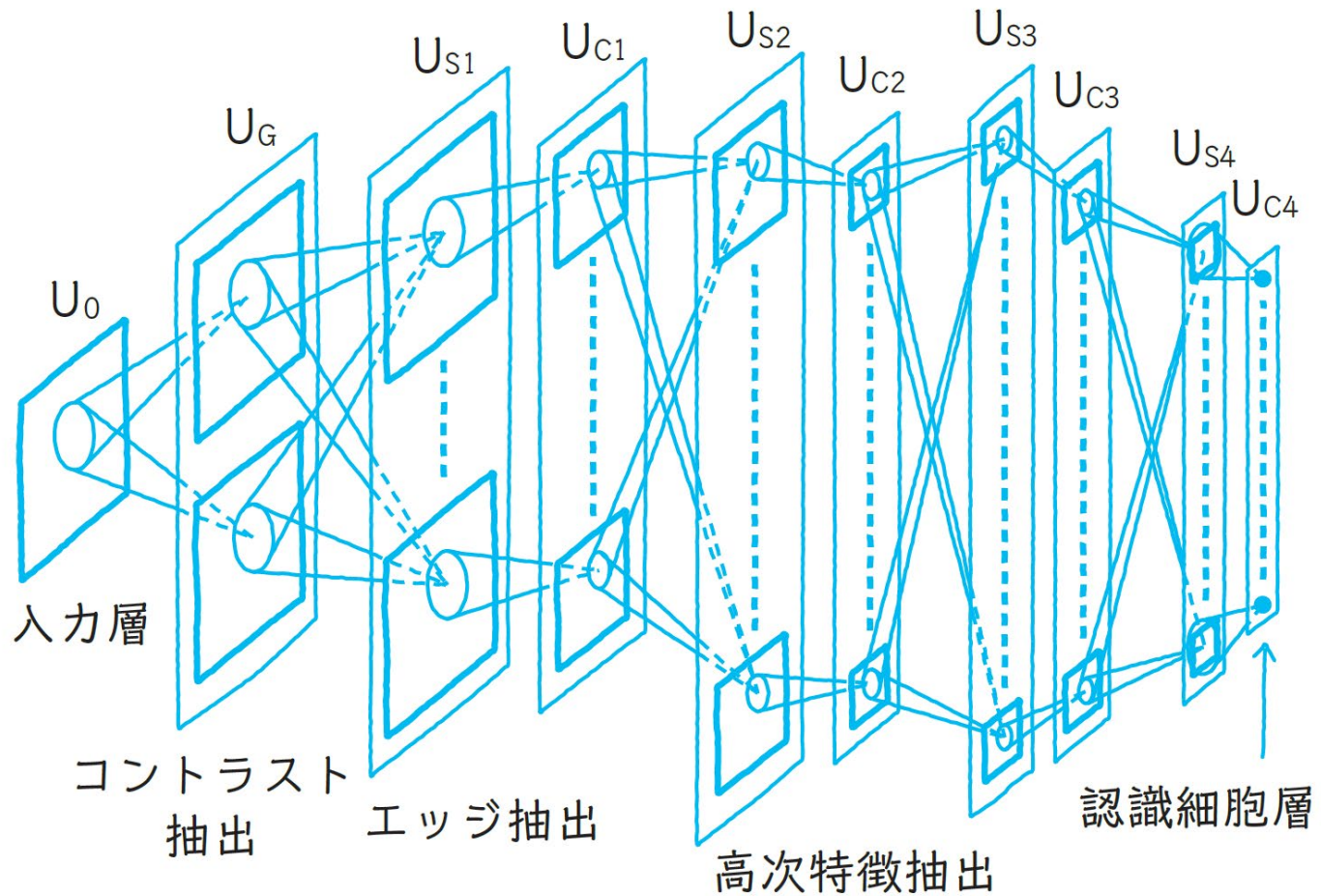
畳み込みニューラルネットワークの歴史



カスケードモデル

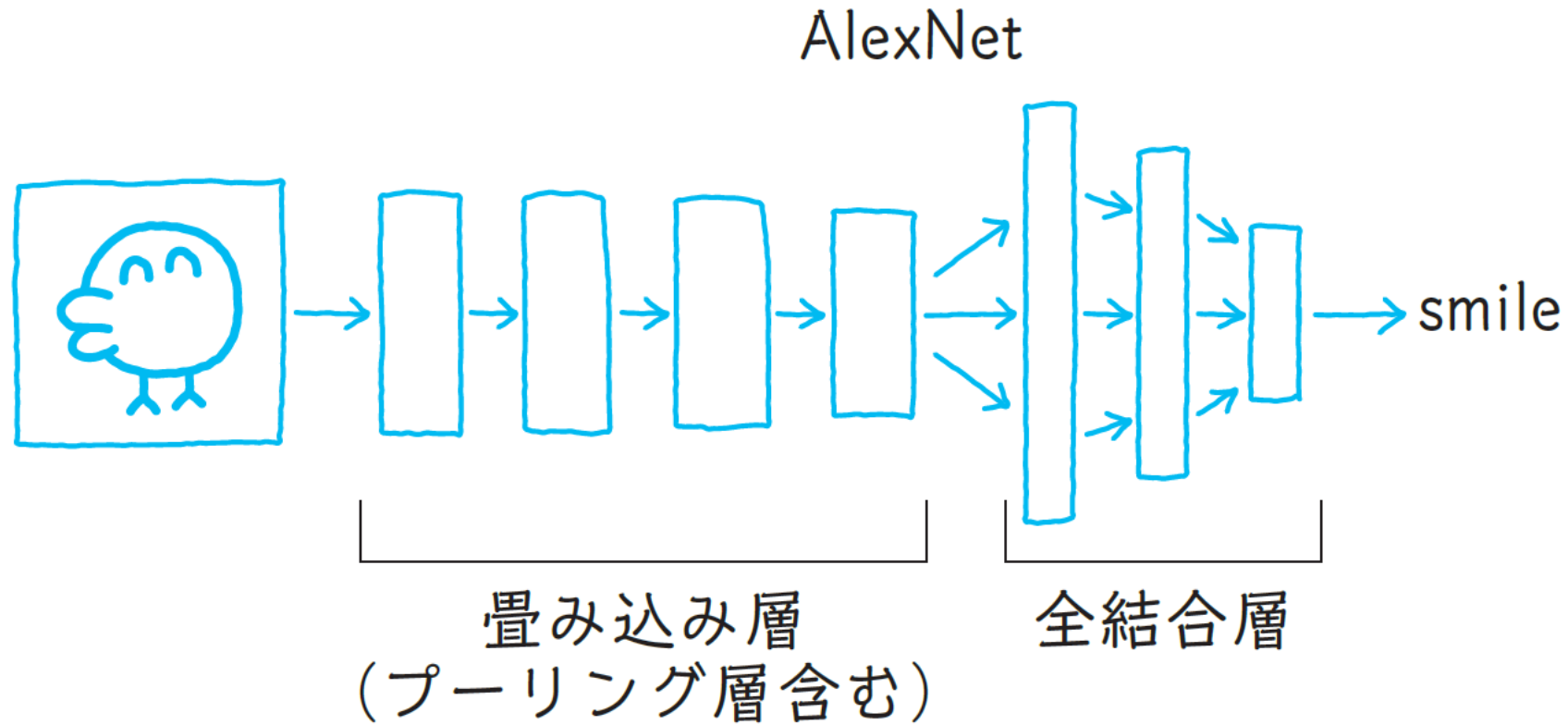
デイヴィッド・ヒューベル (David H. Hubel) と
トルステン・ウィーセル (Torsten N. Wiesel) による発見

畳み込みニューラルネットワークの歴史



ネオコグニトロン (福島邦彦)
1979年

畳み込みニューラルネットワークの歴史



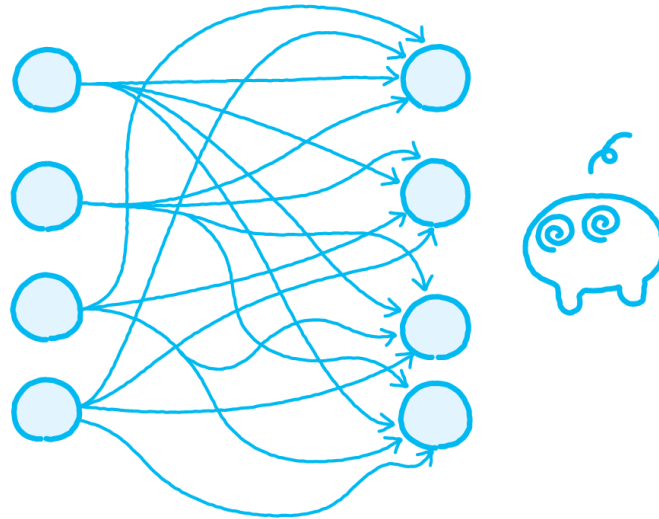
Yann LeCunとYoshua BengioによるLeNet-5 (1998)
[BP, MINIST, Computer]

Geoffrey HintonらのグループによるAlexNet (2012)
[ReLU, Dropout, GPU, ImageNet]

畳み込みニューラルネットワーク

全結合層

全結合層は、結合を送り出しているプレニューロンのある層と、結合を受け取るポストニューロンのある層を合わせた構造である。通常の深層学習では結合は層から層へと一方通行なので、全結合層のプレニューロン数を N 、ポストニューロン数を M とすると荷重パラメータ数は $N \times M$ になり、ニューロン数あたりでは最も大きなパラメータ数を持つ層構造である。パラメータ数が大きいと自由度が高く、それだけモデルの表現力は豊かになるので、全結合層は最も豊かな表現が可能である。後に紹介するすべての結合層は原理的には全結合層で表現できる。

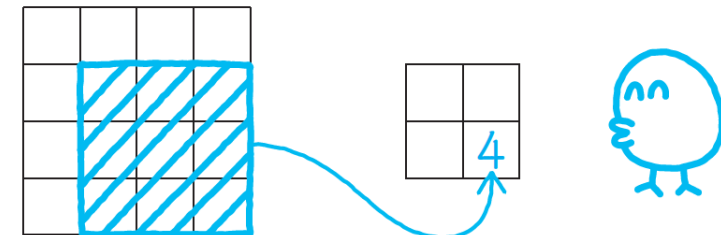
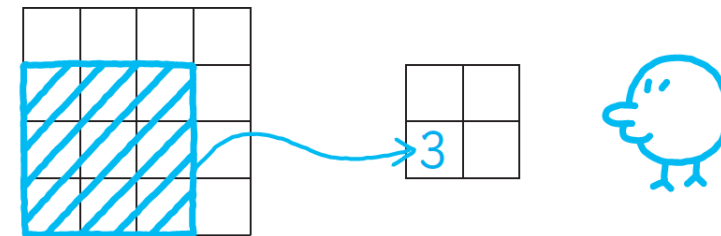
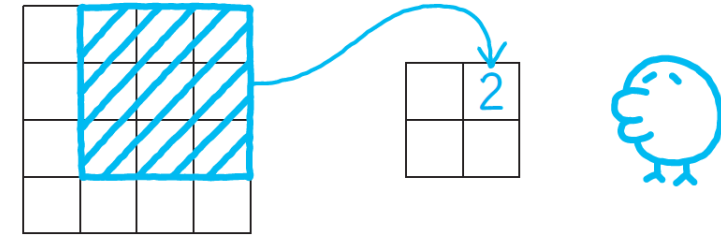
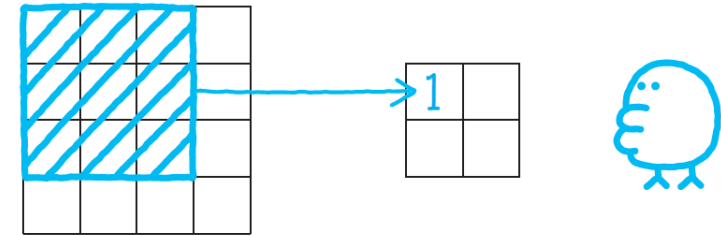


畳み込みニューラルネットワーク

畳み込み層

畳み込み層は全結合層と異なりプレニューロンは近い位置にあるポストニューロンだけと結合する。そのため全結合層と比べると結合数を大幅に減らすことが出来る。しかも荷重パラメータはカーネルと呼ばれるフィルターにパッケージングされているために、さらにパラメータ数は大幅に減らすことができる。その原理を図に示した。

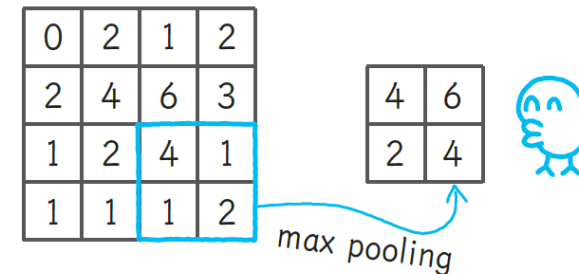
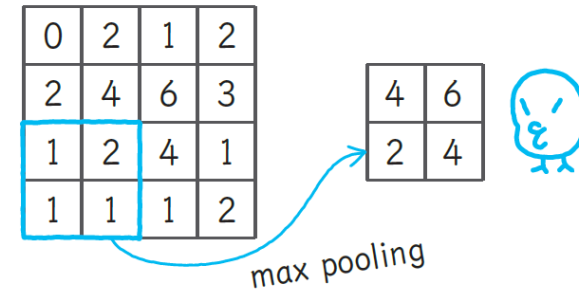
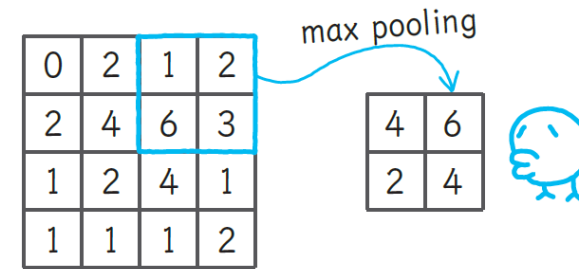
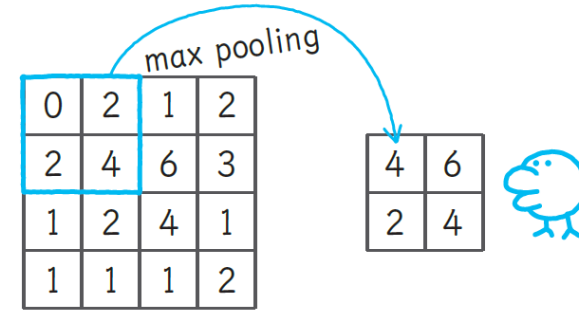
カーネルは「横幅 3 x 縦幅 3」や「横幅 5 x 縦幅 5」といった正方形が一般的である。例えば 3 x 3 カーネルの場合、9 個のプレニューロンが一つのポストニューロンへ結合するための荷重パラメータがパッケージングされている。隣り合う 9 個のニューロンの関係性、あるいは 9 個のニューロンが表現している特徴がカーネルによって抽出される。



畳み込みニューラルネットワーク

プーリング層

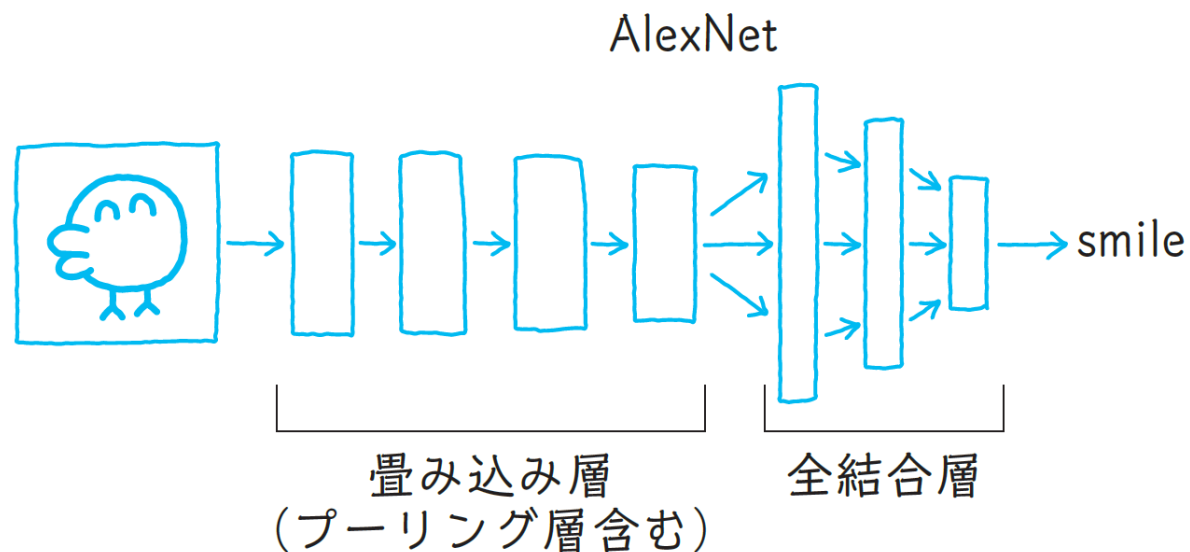
プーリング層にもカーネル処理が用いられる。その意味では畳み込み層の一種である。ただしプーリング層のカーネルは、近傍のニューロンの活動の平均値（Averaged Pooling）や最大値（Max Pooling）を出力するだけで、学習すべき荷重パラメータを持たない。とてもユニークなニューラルネットワークである。近傍ニューロンの平均値や最大値を採用することでノイズの除去が可能となる。



畳み込みニューラルネットワーク

畳み込み層！
プーリング層！
全結合層！
これでAlexNetが作れる！

GoogleColabで実装してみましょう。
(alexnet.ipynbをGPU環境で実行)



AlexNetクラス

```
class AlexNet(nn.Module):

    def __init__(self, num_classes):
        super(AlexNet, self).__init__()
        self.features = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(3, 64, kernel_size=3, padding=1),
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2),
            nn.Conv2d(64, 192, kernel_size=5, padding=2),
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2),
            nn.Conv2d(192, 384, kernel_size=3, padding=1),
            nn.ReLU(),
            nn.Conv2d(384, 256, kernel_size=3, padding=1),
            nn.ReLU(),
            nn.Conv2d(256, 256, kernel_size=3, padding=1),
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2),
        )
        self.classifier = nn.Sequential(
            nn.Dropout(),
            nn.Linear(256 * 4 * 4, 4096),
            nn.ReLU(),
            nn.Dropout(),
            nn.Linear(4096, 4096),
            nn.ReLU(),
            nn.Linear(4096, num_classes),
        )

    def forward(self, x):
        x = self.features(x)
        x = x.view(x.size(0), 256 * 4 * 4)
        x = self.classifier(x)
        return x
```

これで現在のAIブームの起爆剤となった
AlexNetが理解できました。その後沢山の深
層ニューラルネットワークが作られました、
すべて人工ニューロンがコアにあります。

今回で興味を持たれた方は、ご自分でどんど
ん勉強を進めるなり、「生物データ解析のた
めのPython AIプログラミングトレーニング
コース」をご受講ください。



The poster features a central image of a colorful, multi-layered flower-like structure composed of many small, overlapping petals in shades of green, blue, and yellow. The background is a light blue gradient with faint, stylized text elements. The title 'Python AI プログラミング トレーニング' is prominently displayed in the center. To the left, the text '生物データ解析のための' is written vertically. Below the title, the course details are listed, including the venue '基礎生物学研究所', the dates '2025年7月30日(水)~8月1日(金)', and the target audience '生命科学系研究者が基礎的な知識と技術を習得することを目指します。'. A QR code is located at the bottom left, and the website 'https://www.nibb.ac.jp/paitc2025/' is provided at the bottom right. Logos for TSB, NIBB, and ABIS are also present.

生物データ解析のための

Python AI
プログラミング
トレーニング

受講料/無料
コース日程

場所 基礎生物学研究所

2025年7月30日(水)~8月1日(金)

生命科学系研究者が基礎的な知識と技術を習得することを目指します。

募集開始日時
2025年6月2日(月)~6月29日(日)

コースの概要
・生物データ解析のためのpythonプログラミング基礎
・画像系AIの導入・プログラミング・画像データ解析

代表: 小山 宏史(NIBB)
講師: 加藤 輝(NIBB バイオイメージング解析室)・渡辺 英治(NIBB)・杉浦 宏樹・
中村 貴宣・西出 浩世(NIBB データ統合解析室)
スーパーバイザー: 藤森 俊彦(NIBB 超階層生物学センター)・東島 真一(NIBB)

◀ 詳細・受講申込はホームページから
<https://www.nibb.ac.jp/paitc2025/>

TSB NIBB ABIS

自然科学研究機構 基礎生物学研究所 (NIBB) 超階層生物学センター AI解析室
科学研究費助成事業 先端バイオイメージング支援プラットフォーム(ABIS)
お問い合わせ/自然科学研究機構 基礎生物学研究所 担当: 杉浦
E-mail: sugiura@nibb.ac.jp TEL: 0564-55-7626

NIBB・中部大学 AI-Biology ハッカソン2025

生物画像から 3Dモデルへ

AIで広げる教育と研究



あるいは勉強もかねてコンテストに参加する
のもいいでしょう。賞金もでます。ぜひ！

お疲れ様でした！

募集開始

2025年7月14日(月)～12月31日(水)

入賞特典

上級

最優秀

30万円

優秀

5万円

初級

最優秀

10万円

優秀

1万円

特別賞

景品と賞状

コンテスト内容

主催者が提供するカワセミの画像のデータセットを使用した3Dモデルの構築。
上級は複数種の画像、初級は1枚の画像を使用。特別賞は、コンテストの
コミュニティを盛り上げてくれた方

参加対象

AI・生物学・プログラミング・画像解析などに関心のある国内の学生・研究者・
エンジニア。グループによる参加も可能

応募条件

3Dモデルとアルゴリズムの公開に同意いただける方

以下の資料は、当日は時間の関係で説明を省く予定です。
興味のある方は、各自の自習にお任せします。

深層学習で遊んでみよう！

Tensorflow playground

<https://playground.tensorflow.org/>

プログラムのコーディングなどの事前知識なし
で楽しめる深層学習のプレイグラウンド。

「層」が画像の特徴量を捉えていく様子を視覚
的に確認することができる。



ニューラルネットワークいろいろ

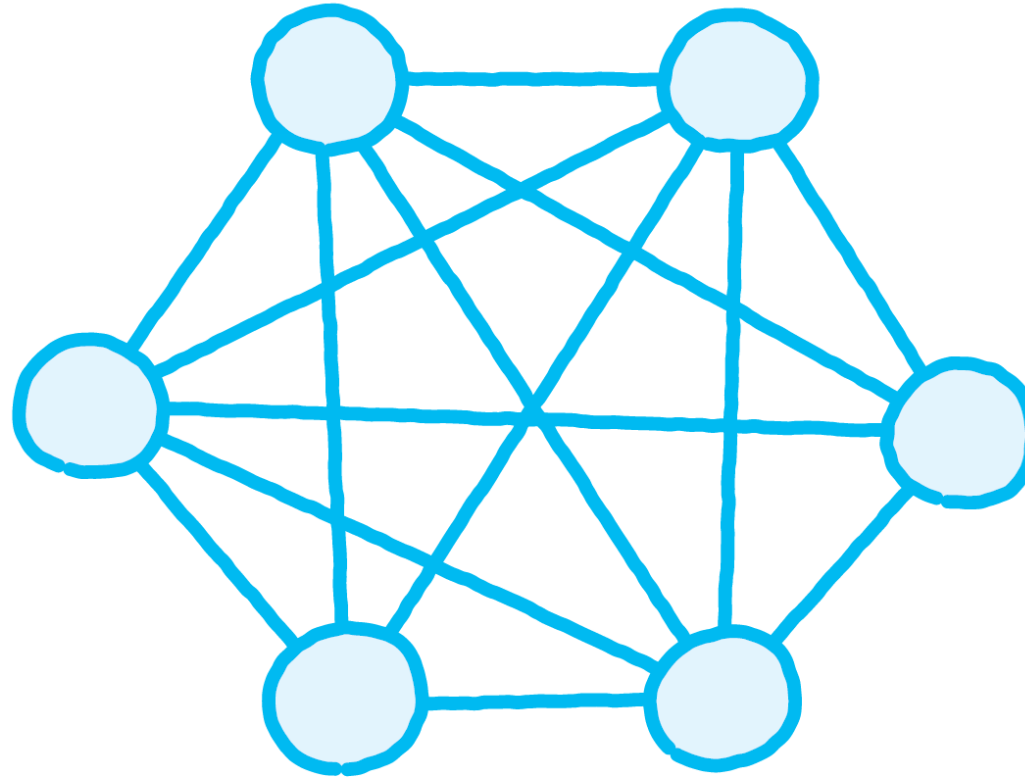
- 畳み込みニューラルネットワーク (CNN)
- リカレントニューラルネットワーク、ホップフィールドネットワーク、エコーステートネットワーク
- オートエンコーダー、VAE、拡散モデル
- トランスフォーマー
- 深層強化学習

ニューラルネットワークいろいろ



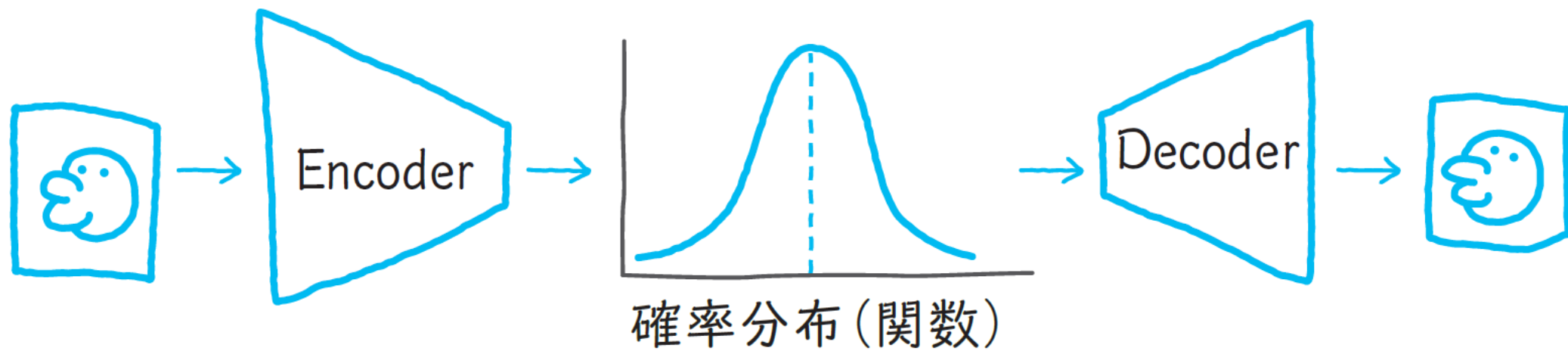
Colabデモ

https://github.com/eijwat/AlexNet_Hopfield_DQN_VAE_Tutorials



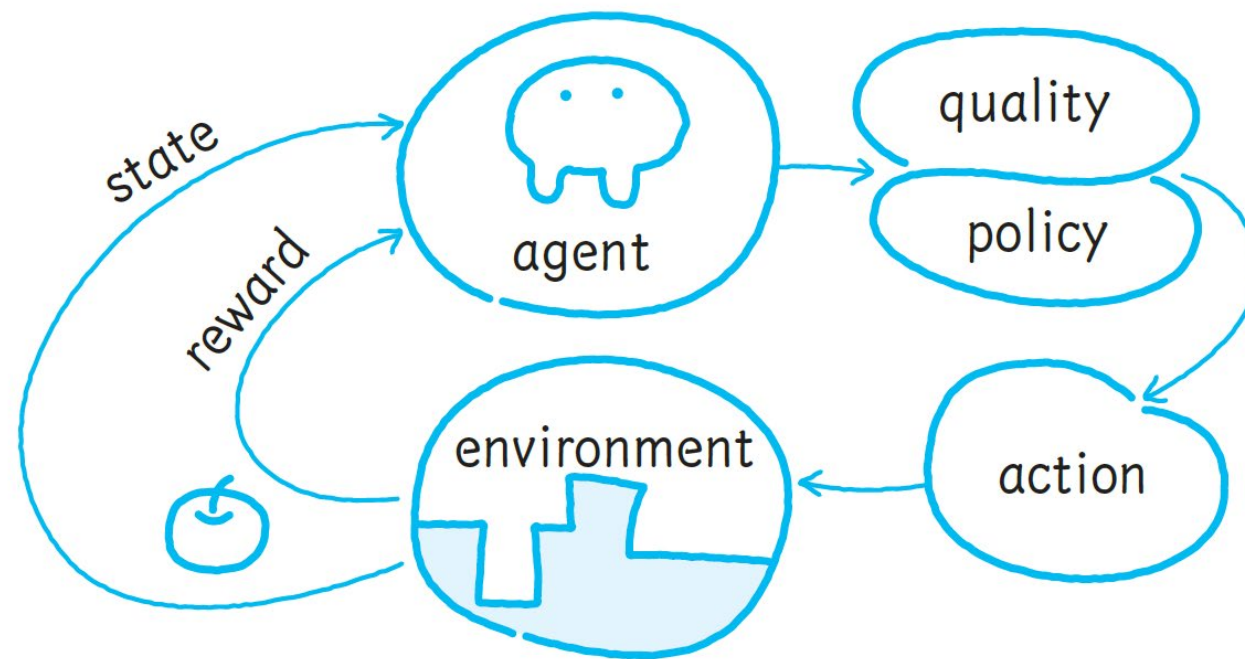
Hopfield network

Colabデモ



VAE

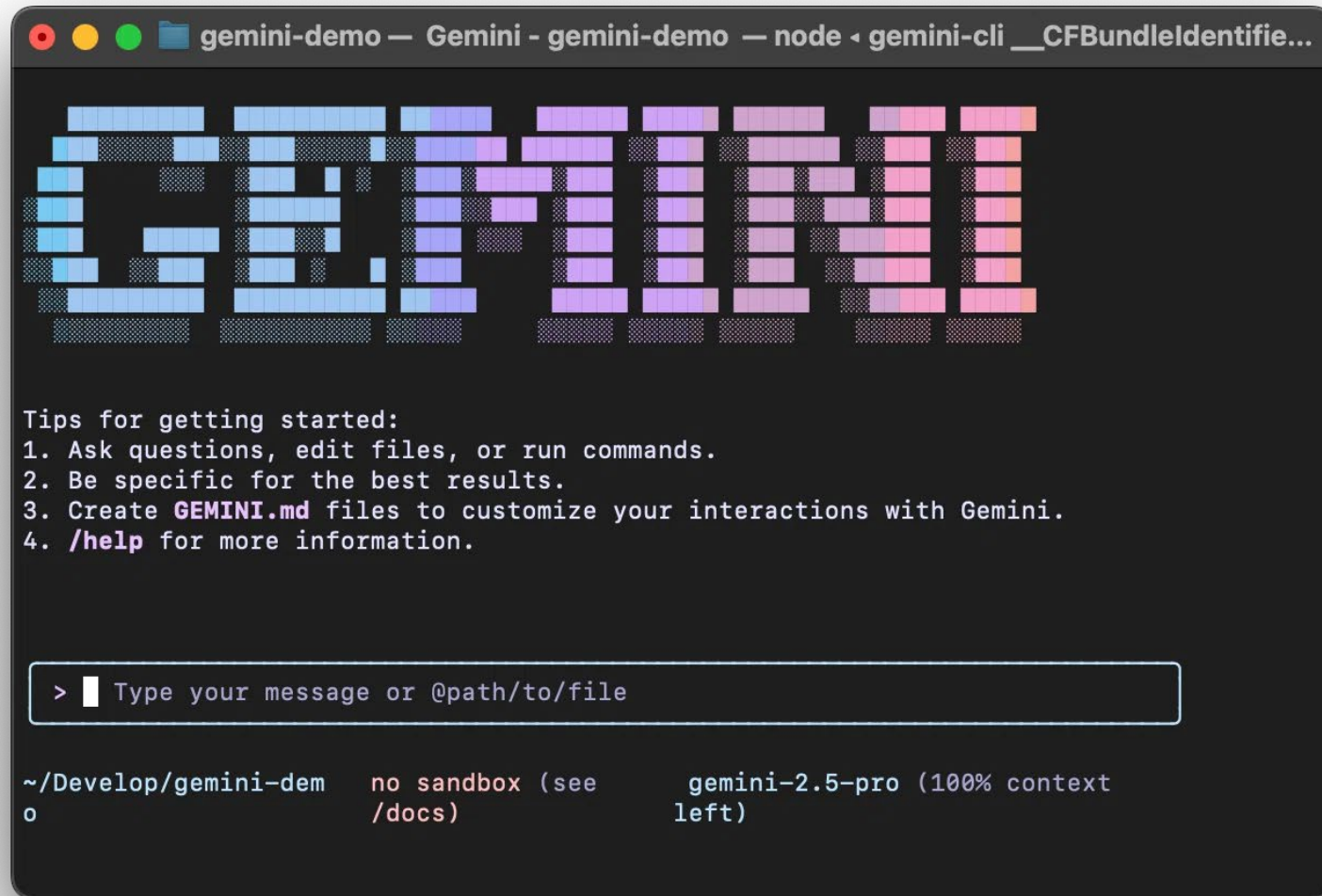
Colabデモ



深層強化学習

Colabデモ

いま一番覚えておきたいバイブコーディング (Gemini CLI & Claude Code)



The screenshot shows a terminal window titled "gemini-demo — Gemini - gemini-demo — node ◀ gemini-cli __CFBundleIdentifie...". The main content is the "GEMINI" logo, where each letter is composed of horizontal bars in a color gradient from blue to pink. Below the logo, the text "Tips for getting started:" is followed by a numbered list of four instructions. At the bottom, there is a text input field with a prompt character and a status bar showing the current directory, sandbox status, and the active model.

```
gemini-demo — Gemini - gemini-demo — node ◀ gemini-cli __CFBundleIdentifie...

GEMINI

Tips for getting started:
1. Ask questions, edit files, or run commands.
2. Be specific for the best results.
3. Create GEMINI.md files to customize your interactions with Gemini.
4. /help for more information.

>  Type your message or @path/to/file

~/Develop/gemini-dem  no sandbox (see  gemini-2.5-pro (100% context
o                    /docs)  left)
```