

1 AI時代の扉を開いたディープラーニング



～現代のAIブームは2012年の「キャットペーパー」から

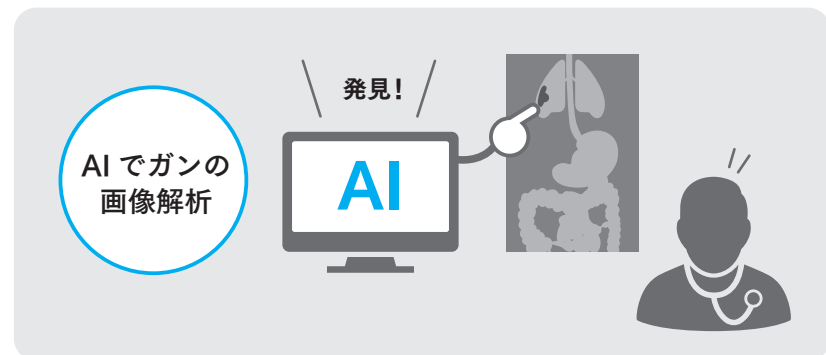
テレビや新聞では、毎日のようにAIの話が紹介されています。ディープラーニングはこのAIブームを巻き起こした仕掛け人です。このアイデアによって、社会は大きな変革を迫られています。

AIブーム

AIとは英語のArtificial Intelligenceの頭文字をとった略語で、人工知能と訳されます。

このAIという言葉は毎日のように新聞やテレビのニュース報道をにぎわしています。

「AIによるクルマの自動運転が可能に」
「AIのがんの画像診断で活躍」
例を挙げれば、キリがありません。



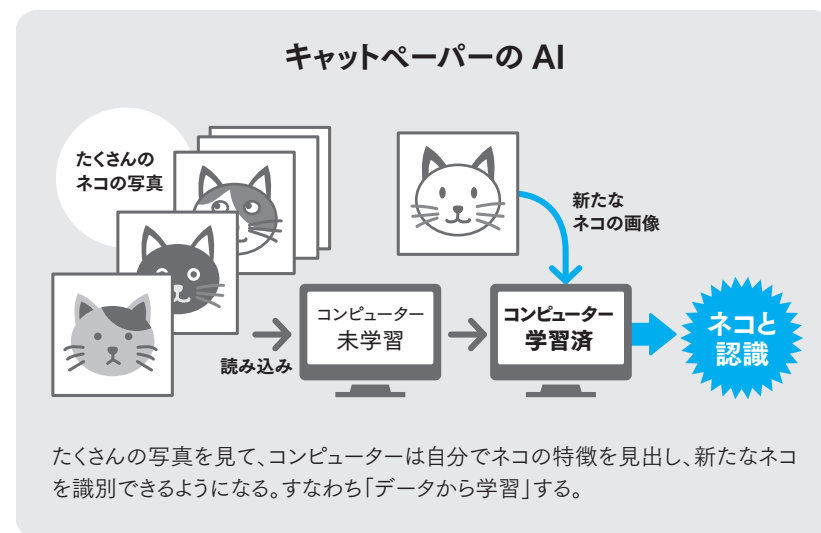
どうして、いまAIなのでしょう？ 21世紀の始めに誰がこのブームを想像したのでしょうか？

それはすべて2012年の「キャットペーパー」から始まります。

「キャットペーパー」とディープラーニング

事の始まりはディープラーニング発表の年、すなわち2012年です。米国Google社は、この年の6月、「人の助けなく、AIが自発的に猫を識別することに成功した」と発表しました。この発表論文は、後に、AIの世界でキャットペーパーと呼ばれるようになります。

この論文の画期的なことは、コンピューターにネコの特徴を何一つ教えていない点です。コンピューターが自らネコの特徴を抽出し、新たなネコの画像に対しても、「これはネコ」と判断したのです。すなわち「データから自ら学習」したのです。



繰り返しますが、キャットペーパーの画期的な点は「コンピューターがデータから自ら学習する」という点です。この「キャットペーパー」が用いたアイデアがディープラーニングです。深層学習と訳されます。そして、ディープラーニングのこのアイデアこそ、まさに時代を変えようとしている立役者なのです。生産、流通、言語、交通、医療、製薬、教育、軍事、介護など、あらゆる分野で革命的な変化をもたらそうとしています。

2 ディープラーニングとAI



～昔のAIと異なる点は「自らデータから学ぶ」こと

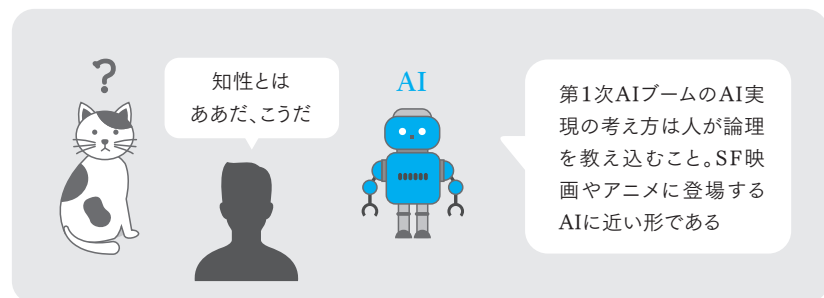
ディープラーニングはAIという言葉とともに多く語られます。AIは20世紀半ばに生まれた言葉ですが、その頃から現代までの歴史をたどってみましょう。その中でディープラーニングのAIにおける立ち位置がわかります。

AIの歴史

AIが話題になったのは、いまが最初ではありません。マスコミに大きく取り上げられたのは、過去に2度ほどあります。そして、現代が3回目のAIブームです。

第1次ブームは1950年代に起こりました。コンピューターが社会に普及し始めた頃です。機械（コンピューター）に計算方法を手取り足取り教えることで、人工の知性（すなわちAI）を実現しようとしてしました。

このような考え方でAIを設計する方法を**ルールベース**といいます。論理で知能が実現できると考えた、ある意味「知性」に対して楽観的な見方が支配した時代でした。



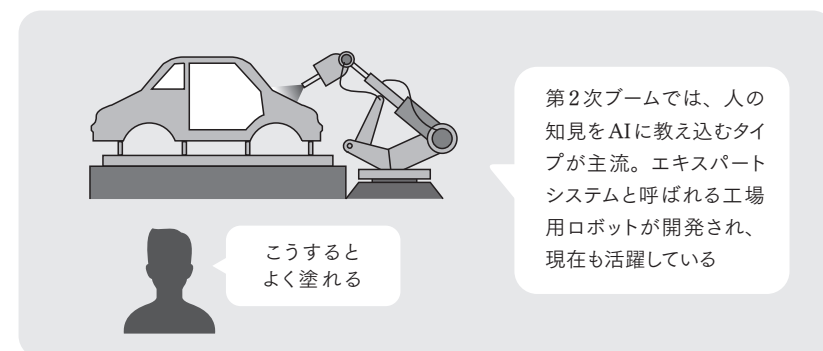
1950年代にはメモリーは大変高価でした。また、大容量の記録媒体も存在しませんでした。そこで、知性のすべてを論理で実現するという

選択しなかったのです。

「論理だけで『知性』を実現する」というルールベースの考え方は、現代のコンピューターを利用しても不可能といわれます。いわんや1950～1960年代のコンピューターの性能では、得られる果実は貧しいものでした。

ちなみに、「人工知能」（すなわちArtificial Intelligence）という言葉が生まれたのはこの時代です。第1次ブームのAIは、現在のSF映画やアニメに登場するAIに最もフィットするAIのアイデアです。

第2次ブームは1980年代に起こりました。機械（コンピューター）に論理だけではなく知識も教えるという考え方で、AIを設計します。この手法は**エキスパートシステム**として、現代の工場生産で活躍しています。熟練の技を機械に教え込んだシステムです。



この第2次のブームのAIを可能にしたのは、メモリーやハードディスクが安価になり、知識を収める器が用意されたからです。

しかしこの手法も、本来の言葉の意味でのAI（人工知能）を実現することはできませんでした。ネコのような複雑なモノを識別する、といった高い「知能」を作成できなかったのです。

現在の**第3次ブーム**は「キャットペーパー」の発表された2012年から始まります。機械（コンピューター）が「データから自ら学習する」という考え方で、AIを開発します。すなわち、**ディープラーニング**の活躍が始まります。

後に調べるように、ディープラーニングは人の脳神経細胞のネット



話の始まりはニューロンから

～脳の神経細胞、すなわちニューロンの性質を理解しよう

ディープラーニングは「ニューラルネットワーク」を基本とします。このネットワークは脳の神経細胞(すなわちニューロン)をモデル化したものを組み合わせたものです。本節では、このモデル化したニューロンを考えるための出発点として、脳の神経細胞の働きを簡単に調べることにしましょう。

入力と出力とは？

本論に入る前に、普段の生活では使われない「入力」と「出力」という言葉の意味を確認しましょう。

AIの世界、さらに一般的にはコンピューターが関与する世界では、「入力」、「出力」という言葉が多用されます。日常生活ではなじみのない言葉です。そこで、これらの言葉の意味について確認します。

コンピューターの世界で、**入力とは対象物に信号やデータなどの情報を与えること**を意味します。

(例1) スマートフォンに文字を入れることを「スマートフォンに文字を入力する」と呼びます。

(例2) パソコンにデータを読ませることを「パソコンにデータを入力する」と呼びます。

文字通りに解釈して「力を入れることが入力」と理解すると、何を言っているのかわからなくなるので注意してください。

同様に、コンピューターの世界で、**出力とは対象物から信号やデータなどの情報を取り出すこと**を意味します。

(例3) スマートフォンから音声がかかることを「スマートフォンが音声を出力した」と呼びます。

(例4) パソコンが処理結果を印刷することを「パソコンが印刷物を

出力した」と呼びます。



生物のニューロンの構造

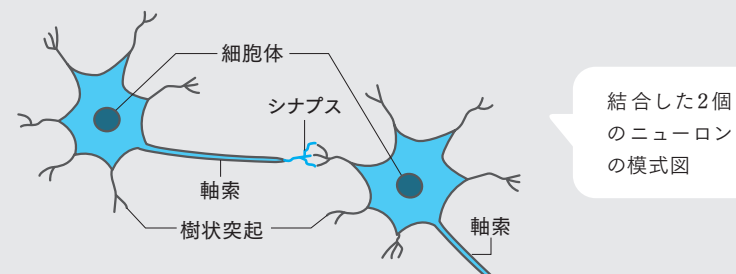
それでは、本論である「ニューロンの話」を始めましょう。

動物の脳の中には多数の神経細胞(すなわち**ニューロン**)が存在し、互いに結びついてネットワークを形づくっています。1個のニューロンは他のニューロンから信号を受け取り、別の他のニューロンへ信号を送り出しているのです。

人の脳のニューロンの個数は1千数百億個といわれています。そのネットワークはさぞかし複雑であろうと想像されます。

ニューロンが電気信号を伝えるしくみを見てみましょう。

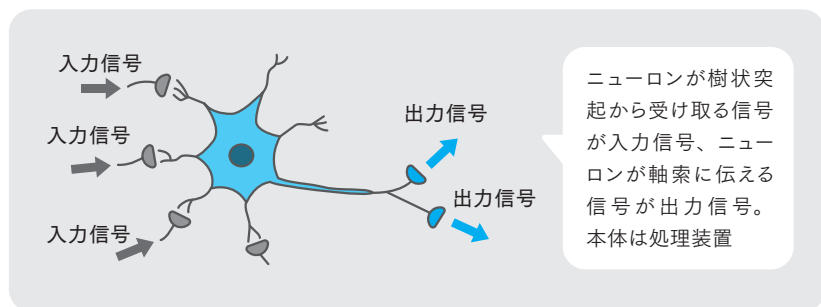
下図に示すように、1個のニューロンは細胞体、樹状突起、軸索の3つの主要な部分から構成されています。隣のニューロンからの信号は樹状突起を介して細胞体に伝わります。細胞体はニューロンの主要部分で、受け取った信号の大小を判定し、その判定結果を隣の別のニューロンに



ニューロンは、主なものとして細胞体、樹状突起、軸索からなる。樹状突起は他のニューロンからの電気信号を受け取る突起である。そこから受け取った信号は、本体の細胞体で処理され、軸索に伝えられる。軸索は、「シナプス」を介して、別のニューロンの樹状突起に信号を伝える。

伝えます。

コンピュータ的に表現してみましょう。ニューロンは「樹状突起」を入力装置とし、「軸索」を出力装置とします。そして、「細胞体」は処理装置本体といえます。この処理装置は入力信号の大きさを判定し、出力装置の「軸索」に結果を伝えます。



脳はこのニューロンが連係プレーすることによって情報を処理していると考えられています。

こんな単純な構造からどうやって「知能」が生まれるのか、不思議です。ディープラーニングはその一つの答えを提示してくれます。

ニューロンの入力信号の処理法

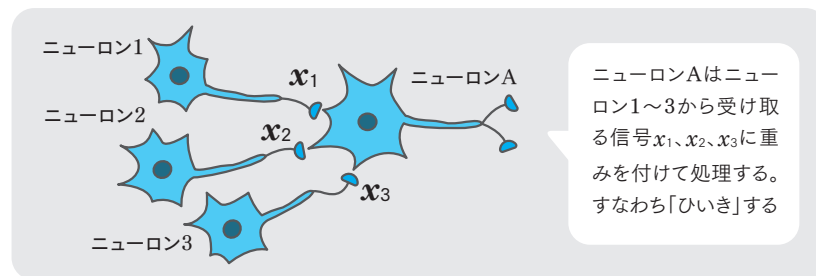
ニューロンは入力信号の大きさを判定し、隣に伝えるといいました。どのように入力信号の大きさを判定し、どのように伝えるのでしょうか？

大切なことは、1個のニューロンに着目すると、他の複数のニューロンから信号を受け取る場合、ニューロンごとに扱いが異なるという点です。

このことを図で確かめてみましょう。

次の図のように、ニューロンAが他のニューロン1～3から信号を受け取るとします。ニューロンAは、ニューロン1～3から来る信号を加え合わせた和の信号を受け取ることになります。このとき大切なのが、その和は重み付きの和になるということです。すなわち、**各ニューロンから来る信号の大きさに重み (weight) を付ける**のです。

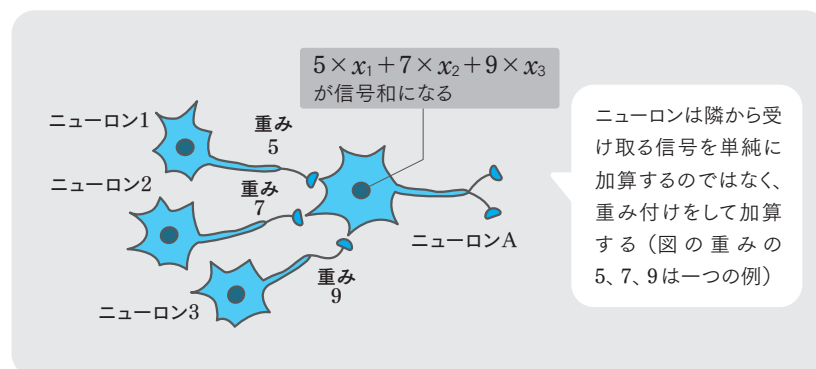
たとえば、次の図でニューロン1からの信号には「重み」5を、ニューロン2からの信号には「重み」7を、ニューロン3からの信号には「重み」



9を付けるとします。そして、ニューロン1～3からの信号の値を x_1 、 x_2 、 x_3 とします。

すると、ニューロンAの受け取る信号の和は、次のように重み付きの和として表わせることになります。

$$\text{重み付きの和} = 5 \times x_1 + 7 \times x_2 + 9 \times x_3 \cdots (1)$$



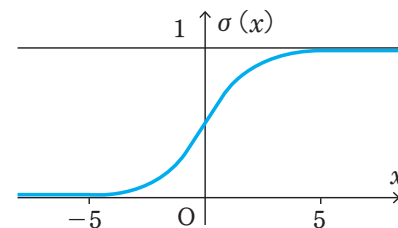
この重みを付けて信号を処理するというしくみこそ、ニューロンのネットワークが知性を生じる源となります。

ニューラルネットワークを考える際、この重みをどのように決めるかが大切な問題になりますが、それはまだ先の話です。

発火

式(1)で例示されるような重み付きの和を受け取ったニューロンは、それをどのように処理するか調べましょう。

先に「細胞体は受け取った信号の大きさを判定し、結果を隣のニューロ



シグモイド関数のグラフ

グラフからわかるように、この関数は滑らかで、どこでも微分が可能です。また、関数値は0と1の間に収まります。関数の値に割合や確率の解釈を施すことができるのです。

さらに、単調増加という性質があります。 x が大きくなると、関数値 $\sigma(x)$ も大きくなるという性質があるのです。 x の値を評価する際に、この性質は大変便利です。

シグモイド関数の微分

シグモイド関数がニューラルネットワークでよく利用される理由の一つに、「微分が簡単」という性質があります。付録Gで調べるように、次の特性があるのです。

$$\sigma'(x) = \sigma(x) \{1 - \sigma(x)\}$$

一般的にコンピューターは微分が苦手です。このように、導関数 $\sigma'(x)$ を関数 $\sigma(x)$ から簡単に算出できるのは、大変ありがたい性質です。



memo シグモイド関数の名称の由来

先に注釈したように、 σ はギリシャ文字で「シグマ」と読みます。アルファベット文字の s に相当します。シグモイド関数を表わすのに記号で σ が利用されるのは、そのグラフがアルファベット文字の s に似ているからです。

ちなみに、接尾語の「イド」は「似ている」を意味します。アンドロイドは「人に似ている」の意味です。セルロイドも、植物の細胞（セル）から生まれたことを表わす名称です。

1 シグモイド関数



～ニューラルネットワークの基本となる関数

ニューラルネットワークはシグモイド関数のおかげで長足の進歩を遂げました。その定義と特徴を調べてみましょう。

指数関数とネイピア数

最初に**指数関数**を調べます。指数関数とは次のような関数です。

$$y = a^x \quad (a \text{ は正の定数で } a \neq 1)$$

定数 a は指数関数の**底**と呼ばれます。その底の値として特別に大切なのが**ネイピア数** e です。 e は「自然対数の底」とも呼ばれ、次の値で近似されます。

$$e = 2.71828\cdots \quad (\text{「鮎一鉢二鉢」 と覚えるのが有名})$$

シグモイド関数

e を底にした指数関数を分母に持つ次の関数を**シグモイド関数**と呼びます。通常、記号で $\sigma(x)$ と表わされます。

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \cdots (2)$$

(注) σ はギリシャ文字で「シグマ」と読み、アルファベットの s に相当します。

シグモイド関数は文献によっては、次のようにも記述されます。

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

(注) $\exp$ は exponential function (指数関数) の略。 $\exp(x)$ は指数関数 e^x を表わします。

この関数のグラフを見てみましょう。

2

データ分析における
モデルとパラメーター

～データ分析の世界では、モデルとパラメーターの区別が大切

ニューロンの重みと閾値を「ニューラルネットワーク」モデルのパラメーターといいます。この「パラメーター」の意味について調べます。

変数とパラメーター

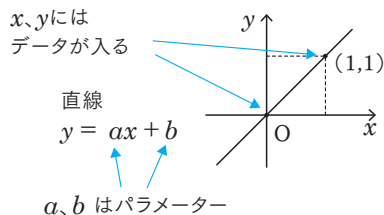
これからの話では、さまざまな変数が用いられます。AIの議論、一般的にはデータ分析の議論では、その変数に2種のタイプがあります。一つは、データによって値が変わる変数です。もう一つはモデルを決定する変数です。後者の変数を**パラメーター**と呼びます。次の簡単な〔問1〕を見てみましょう。

〔問1〕 直線 l が $y = ax + b$ (a, b は定数) で表わされるとします。
この直線 l が原点 $(0, 0)$ と点 $(1, 1)$ を通るとします。
このとき、 a, b の値を求め、直線を決定しましょう。

〔解〕 この問では、 x, y がデータの入る変数です。そのデータとは原点 $(0, 0)$ と点 $(1, 1)$ のことです。

点 $(0, 0)$ を通る: $(x, y) = (0, 0)$

点 $(1, 1)$ を通る: $(x, y) = (1, 1)$



直線 $y = ax + b$ (a, b は定数) というとき、 x, y と a, b の意味は大きく異なる

それに対して、 a, b が「直線」というモデルを決定する変数です。

この a, b が直線を決定する「パラメーター」と呼ばれます。

ちなみに、この問の答は $y = x$ 。

(解終)

モデルを決める際にパラメーターは変数となる

パラメーターは、データを議論しているときには「定数」です。しかし、モデルを決定する際には「変数」になることがあります。この変身の意味を、次の有名な〔問2〕で確認しましょう。この〔問2〕では、モデルは「2次関数」であり、 x が「データを入れる変数」、 θ が「パラメーター」の役割を演じると考えられます。

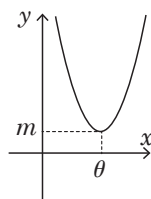
〔問2〕 x についての2次関数 $y = 2x^2 - 4\theta x + 4\theta$ (θ は定数) について、次の問に応えましょう。

- (1) この2次関数の最小値 m を θ の式で表わしましょう。
- (2) 関数の最小値 m が最大になるときの θ の値を求めましょう。

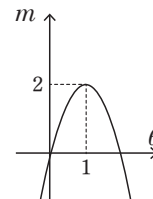
〔解〕 (1) $y = 2x^2 - 4\theta x + 4\theta = 2(x - \theta)^2 - 2\theta^2 + 4\theta$

なので、 $x = \theta$ のとき、2次関数の最小値 $m = -2\theta^2 + 4\theta$

(2) (1) から $m = -2\theta^2 + 4\theta = -2(\theta - 1)^2 + 2$ より、
 m を最大にする θ は、 $\theta = 1$



(1) の解の意味



(2) の解の意味

(解) のグラフ的な意味

(解終)

実をいうと、ニューラルネットワークを決定する操作は、この〔問2〕の解と同様のステップを追うことになります。〔問〕の x には「画像」が、〔問〕の θ には「重み」と「閾値」が対応することになります。

ニューラルネットワークの記述には、たくさんの変数が現れます。どれが「データを入れる変数」で、どれがニューラルネットワークを定める「パラメーター」なのか、しっかり意識しておくことが重要です。

1 ニューロンの働きを数式で表現



～ニューロンを数学モデルで表現する

2章 §1 では、脳の神経細胞(ニューロン)の働きを調べました。そのニューロンの働きを、抽象化して数式で表現してみましょう。大切なことは、「その働きが簡単な数式で記述できる」ということです。

ニューロンの働きをまとめると

前の章では、脳の神経細胞(すなわちニューロン)のしくみを簡単に調べました。それを整理してみましょう(2章 §1)。

- (i) ニューロンからニューロンへの信号は一方通行の矢で表わせる。
- (ii) 他の複数のニューロンから来る信号は、重み付きの和としてまとめて受け取る。
- (iii) この和がニューロン固有の値(閾値)を超えると「発火」し、その信号を他のニューロンに伝える。閾値を超えなければ、それを無視する。
- (iv) 発火の信号は、ニューロンによらず一定の大きさである。

このように整理すると、ニューロンの発火のしくみを数学的に簡単に表現できることがわかります。

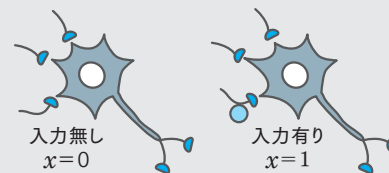
入力と出力の信号の数式表現

最初に、ニューロンへの入力を数式で表現してみましょう。

しくみ (iii)、(iv) から、隣のニューロンから受け取る入力は「有り」「無し」の2値情報で表わせます。そこで、隣の単体のニューロンからの入力を変数 x で表わすとき、発火信号の大きさを1とする単位を用い

て、それは次のように表現できることになります。

$$\begin{cases} \text{入力無し: } x = 0 \\ \text{入力有り: } x = 1 \end{cases}$$



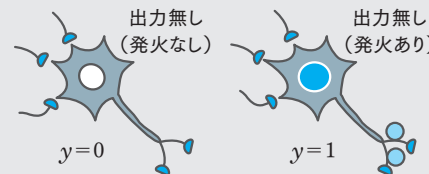
ニューロンへの入力は、デジタル的に $x=0, 1$ で表現される。ただし、発火信号の大きさを1とする単位を用いる

(注) 感覚細胞(たとえば視細胞)から直接ニューロンへ伝わる信号は、この限りではありません。感覚の強弱を反映するアナログ信号がニューロンに伝わります。

次にニューロンからの出力を数式で表現してみましょう。

再びしくみ (iii)、(iv) から、出力も発火の「有り」「無し」の2値情報で表わせます。そこで、出力を変数 y で表わすとき、発火信号の大きさを1とする単位を用いて、 y は次のように表現できます。

$$\begin{cases} \text{出力無し: } y = 0 \\ \text{出力有り: } y = 1 \end{cases}$$



ニューロンの出力は、デジタル的に $y=0, 1$ で表現される。この図では出力先が2つあるが、出力の大きさは同じ

ニューロンの働きを条件式で表現

ニューロンの主要な機能である「発火の有無の判定」を条件の式で表現してみましょう。

具体例として、左隣の3個のニューロンから信号を受け取り、右隣の2個のニューロンに信号を渡すニューロンについて調べます(次図)。