AIリテラシー実習

四国職業能力開発大学校
生産電子情報システム技術科

ＡＩの一般化？

2019年７月　確率統計コンピュータ

状態空間モデルの内部の見えない「状態」を効率的に推定するための計算手法（カルマンフィルタの特集）

確率過程をベースとした信号処理・制御など

2019年８月　モダン計測制御

低価格なマイコンの記事。

畳み込み演算に適したGPUを搭載

ニューラルネットワークなどを高速に計算できる

AIリテラシー

広辞苑　リテラシー[literacy]
① 読み書きの能力。識字能力。
② 特定分野の知識や、
それを活用する能力。

独立行政法人経済産業研究所　上席研究員　小西 葉子

AIリテラシーは何を必要とするのか（抜粋）

データリテラシー、統計リテラシー、AIリテラシー

　データを探索的に解析し現象を理解するデータマイニングには、データリテラシーが必要で、機械学習ではビッグデータ解析をするため統計リテラシーが必要である。現在のAIの中心的な技術はデータマイニングと機械学習なことに鑑みると、相変わらずデータリテラシーと統計リテラシーは必要な素養となる。

AIリテラシーとは何だろうか→**日常で我々がディープラーニングのアルゴリズムを自分で作ることではない**し、すぐに**その能力が求められるわけではない**。

　AIリテラシーは、日常の中に標準化やパターン化されているが多量なため諦めていた作業がないか、「分類、繰り返し、探索、整理、最適化」に人手や金銭および時間コストを掛けすぎてないかを意識することであろう。これはAIでもできる、できないという考えることを習慣にしたい。

データマイニングには、データリテラシーが必要　ビッグデータ解析をするため統計リテラシーが必要

予定スケジュール

日　時	内容（予定）
７月１４日（火）１・２	背景、実習の目的 条件付き確率
７月１５日（水）１・２	ベイズの定理
７月１６日（木）３・４・５	確率変数、確率分布
７月１７日（金）３・４・５	機械学習、ニューラルネットワーク
７月１８日（土）１・２	NNCの使い方
７月２１日（火）１・２	課題（１）
７月２２日（水）１・２	課題（２）
７月２２日（水）３・４	まとめ、発表会

背景（1）

インダストリー4.0

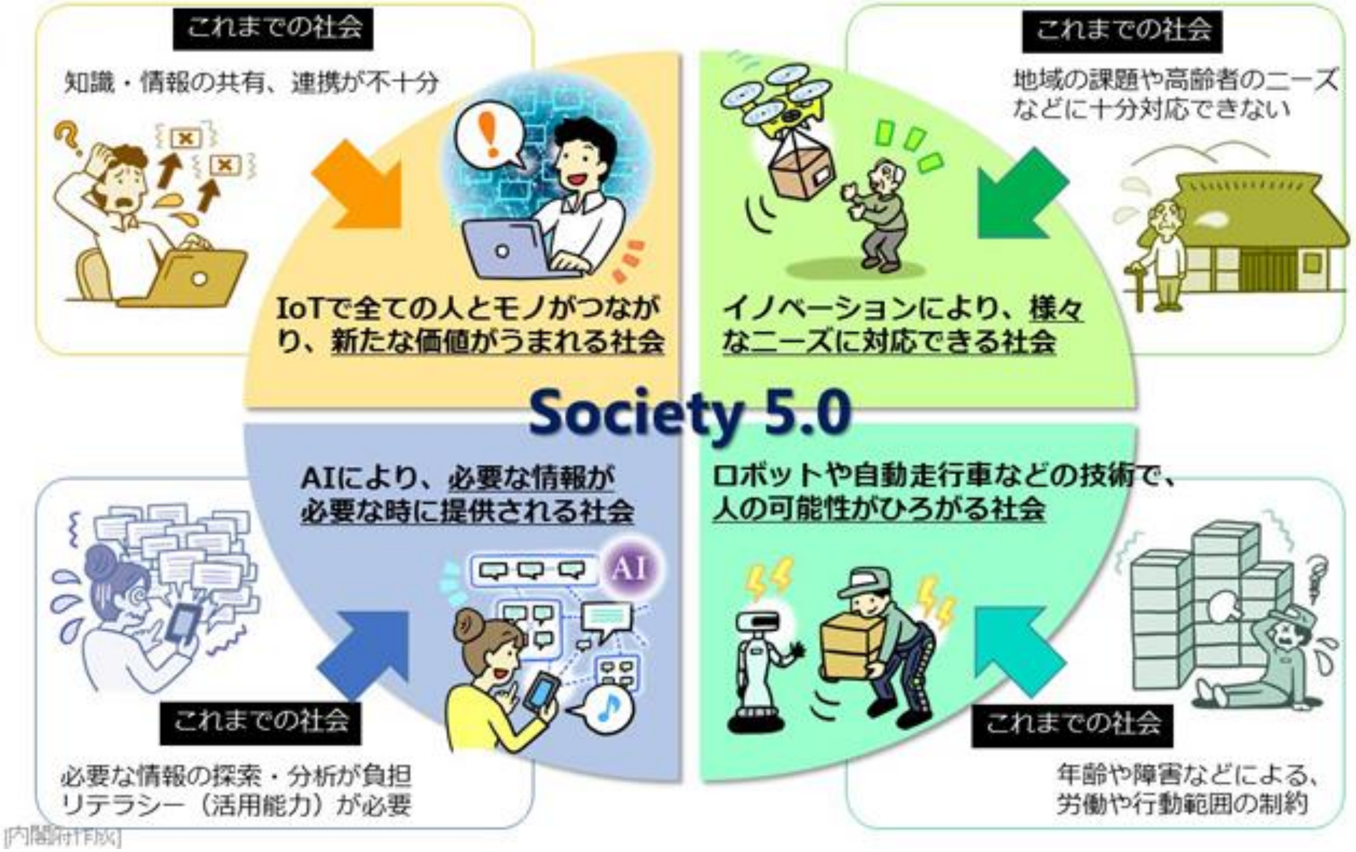
「第4次産業革命」という意味合いを持つ名称であり、**水力・蒸気機関を活用した機械製造設備**が導入された**第1次産業革命**、**石油と電力を活用した大量生産**が始まった**第2次産業革命**、**IT技術を活用**し出した**第3次産業革命**に続く歴史的な変化として位置付けられている。

主眼は、スマート工場を中心としたエコシステムの構築である。人間、機械、その他の企業資源が互いに通信することで、各製品がいつ製造されたか、そしてどこに納品されるべきかといった情報を共有し、製造プロセスをより円滑なものにすること、さらに既存のバリューチェーンの変革や新たなビジネスモデルの構築をもたらすことを目的としている。

これらの仕組みの整備が進めば、例えば大量生産の仕組みを活用しながらオーダーメードの製品作りを行う「マス・カスタマイゼーション」が実現する。

（平成30年版情報通信白書のポイント総務省より）

背景（２）



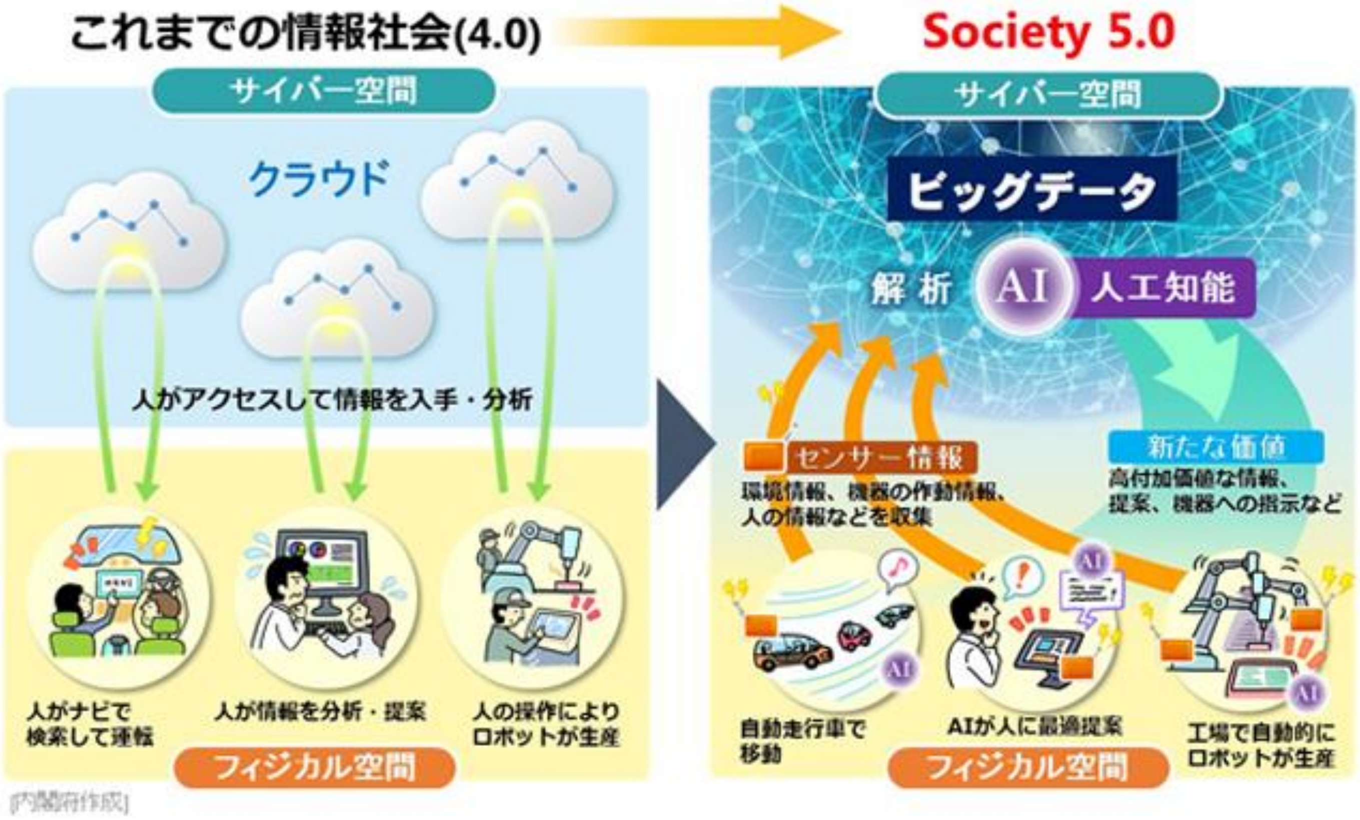
Society 5.0

　実現する社会は、IoT（Internet of Things）で全ての人とモノがつながり、様々な知識や情報が共有され、今までにない新たな価値を生み出すことで、これらの課題や困難を克服します。

　また、人工知能（AI）により、必要な情報が必要な時に提供されるようになり、ロボットや自動走行車などの技術で、少子高齢化、地方の過疎化、貧富の格差などの課題が克服されます。

（内閣府、科学技術政策 より）

背景（３）



Society 5.0

　サイバー空間（仮想空間）とフィジカル空間（現実空間）を高度に融合させたシステム

　これまでの情報社会（Society 4.0）では、人がサイバー空間に存在するクラウドサービス（データベース）にインターネットを経由してアクセスして、情報やデータを入手し、分析を行ってきた。

Society 5.0では

①フィジカル空間のセンサーからの膨大な情報がサイバー空間に集積

②サイバー空間では、このビッグデータを人工知能（AI）が解析し、その解析結果がフィジカル空間の人間に様々な形でフィードバックされる。

③今までの情報社会では、人間が情報を解析することで価値が生まれてきた。Society 5.0では、膨大なビッグデータを人間の能力を超えたAIが解析し、その結果がロボットなどを通して人間にフィードバックされることで、これまでには出来なかった新たな価値が産業や社会にもたらされる。

（内閣府、科学技術政策 より）

実習の目的

AIに興味がある。

ネット上にあるサンプルデータを、

ネット上にあるニューラルネットワークのサンプルプログラムで処理すると、

目の前で、AIによる処理を見ることができる。

これで、理解した。知っている。と言えるでしょうか？

AIリテラシーとは、**これはAIでも「できる！」「できない！」と考える習慣**とも言えます。

本実習では、

確率の考え方、機械学習とは、ツールを用いたニューラルネットの演習を行い

AIを使うため、考えるために必要な、基礎となる技術について学習することを目的としています。

条件付き確率（１）

サイコロを振って、偶数の出る確率は計算で求められる。　$\frac{3}{6}=0.5$

　では

サイコロを振って、４以上の目が出たときに、偶数である確率は？

$\frac{3}{6}=0.5$　４以上の目が出る確率

４以上の目がでて、それが偶数である確率？

条件付き確率とは、　**事象 A が起きたと分かったもとで、事象 B が起こる確率**

具体例

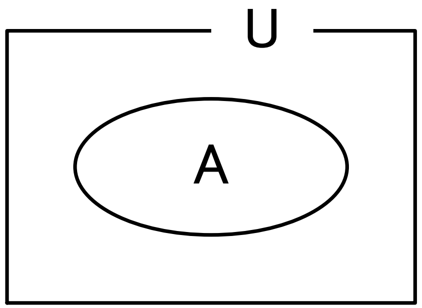
（１）メールに迷惑ワードが書かれていた、このメールは迷惑メールか？

（２）製品が不良品である確率は10%である。良品か不良品かを正しく判定する確率が90%であった場合、不良品と判定された製品が本当に不良品である確率は？

条件付き確率（2）　確率の表し方

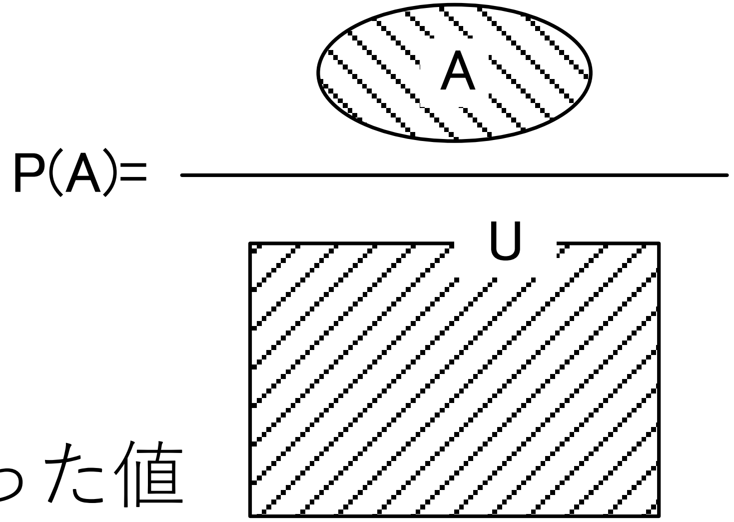
(1)サイコロを投げる操作　→　試行

(2)試行によって得られる結果　→　事象



$$P = \frac{\text{事象Aの起こる場合の数}}{\text{起こり得るすべての場合の数}} \qquad \text{(式1)}$$

$$P(A) = \text{事象Aの起こる確率} \qquad \text{(式2)}$$

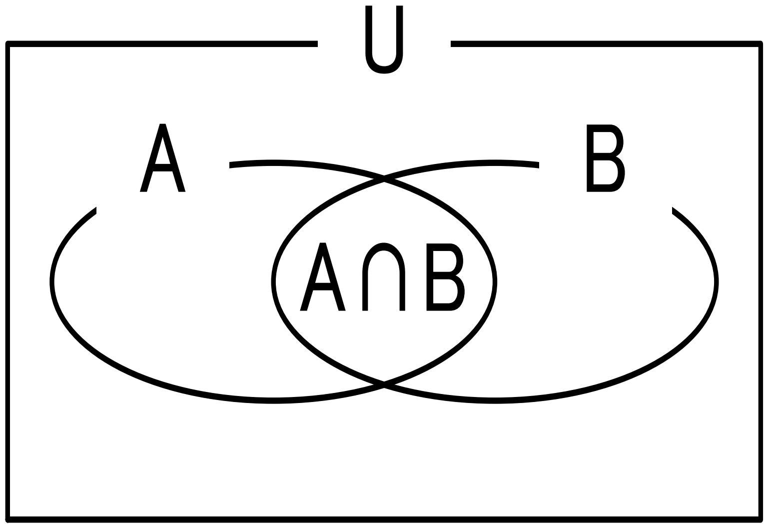


Aの面積をUの面積で割った値

条件付き確率（３）　同時確率

(1)偶数の目の出る事象Aとする

(2) ３の倍数の目の出る事象Bとする



(3)A、Bが同時に起こる確率→P(A∩B)

同時確率

(4)P(A,B)＝ P(A∩B)　このように書き表すこともある

条件付き確率（４）　周辺確率

(1)事象Aと事象Bが同時に起こる確率

→　同時確率　でした

(2)もとの、Aだけが起こる確率→P(A)

周辺確率

		ビールの好き嫌い				計
		好き	普通	嫌い		計
性別	男	0.3	0.2	0.1		0.6
	女	0.2	0.1	0.1		0.4
	計	0.5	0.3	0.2		1.0

事象A→男が取り出される　事象B→ビール好きが取り出される

P(A)＝0.3　＋　0.2　＋　0.1　＝　0.6

P(B)＝0.3　＋　0.2　＝　0.5

		ビールの好き嫌い				
		好き	普通	嫌い		計
性別	男	0.3	0.2	0.1	→	0.6
	女	0.2	0.1	0.1		0.4
		↓				
	計	0.5	0.3	0.2		1.0

条件付き確率（５）　条件付き確率

(1)事象Aが起こった条件のもとで別の事象Bが起こる確率

→AのもとでBの起こる条件付き確率

→P(B｜A)

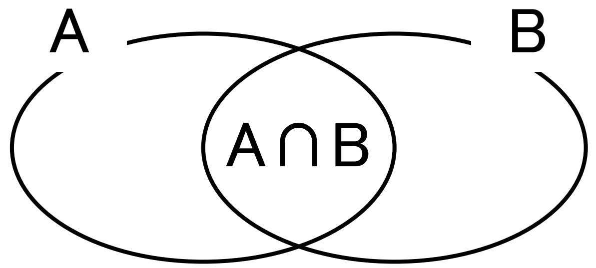
(2)$P_A(B)$＝P (B｜A)　このように書き表すこともある

(3)**条件付き確率→$P_A(B)$**

事象Aが起こった条件のもとで別の事象Bが起こる確率

つまり、事象Bが起こった。その前に事象Aが起こっていたということ

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} \quad \text{(式3)}$$



P(B|A)→事象Aを全体と考えたときの事象Bの起こる確率のこと

条件付き確率（６）　まとめ

(1)**事象Aの起こる確率→P(A)**

(2)**同時確率→P(A,B)**　もしくは　$P(A \cap B)$

A、Bが同時に起こる確率

(3)**周辺確率**

事象Aと事象Bが同時に起こったが、もとのAだけが起こる確率

(4)**条件付き確率→$P_A(B)$**　もしくは　$P(B \mid A)$

事象Aが起こった条件のもとで別の事象Bが起こる確率

条件付き確率（７）　乗法定理

乗法定理

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$ 条件付き確率の両辺にP(A)をかける

$$P(A \cap B) = P(B|A)P(A)$$ 乗法定理

条件付き確率（８）　　演習

演習１

　サイコロを２回投げて出た目の合計が８以上となる確率はいくらか？ただし、１回目は「４」であった。

演習２

　飛行機の乗客のうち、60％が日本人、４２％が日本人男性であった。日本人から１名を選んだ場合、男性である確率はいくらか？

条件付き確率（９）　演習

（ヒント）演習２

ある飛行機の乗客のうち、60％が日本人、42％が日本人男性である。日本人の中から１人を選び出したとき、それが男性である確率を求めよ。

A→１人を選ぶとき、それが日本人

B→１人を選ぶとき、それが男性

日本人の中から１人を選び出したときそれが男性である→P(B|A)

では、式３に代入してみると？

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

条件付き確率（１０）　演習

演習３

　20本のくじの中に当たりくじが5本入っている。このくじを続けて2回引く。2回目に引いたのが当たりであったとき、１回目も当たりである確率を求めよ。（引いたくじは元に戻さない）

演習４

　ある学校で数学が好きな生徒は40%で、英語が好きな生徒は60%で、両方好きな生徒は30%であった。ある生徒が数学を好きとわかっていて、その生徒が英語も好きな確率を求めよ。

条件付き確率（１１）　回答

演習 1

演習 2

演習 3

演習 4

ベイズの定理（1）　定理を求める

ベイズの定理　$P(B|A)=\dfrac{P(A|B)P(B)}{P(A)}$

$$P(B_i|A)=\frac{P(A|B_i)P(B_i)}{P(A)}$$

$$P(A)=\sum_{i=1}^{2}P(B_i)\,P(A|B_i)$$

$$\left.\begin{aligned}
&P(B|A)=\frac{P(A\cap B)}{P(A)}\\
&P(A\cap B)=P(B|A)P(A)\\
&P(A\cap B)=P(A|B)P(B)
\end{aligned}\right\}$$

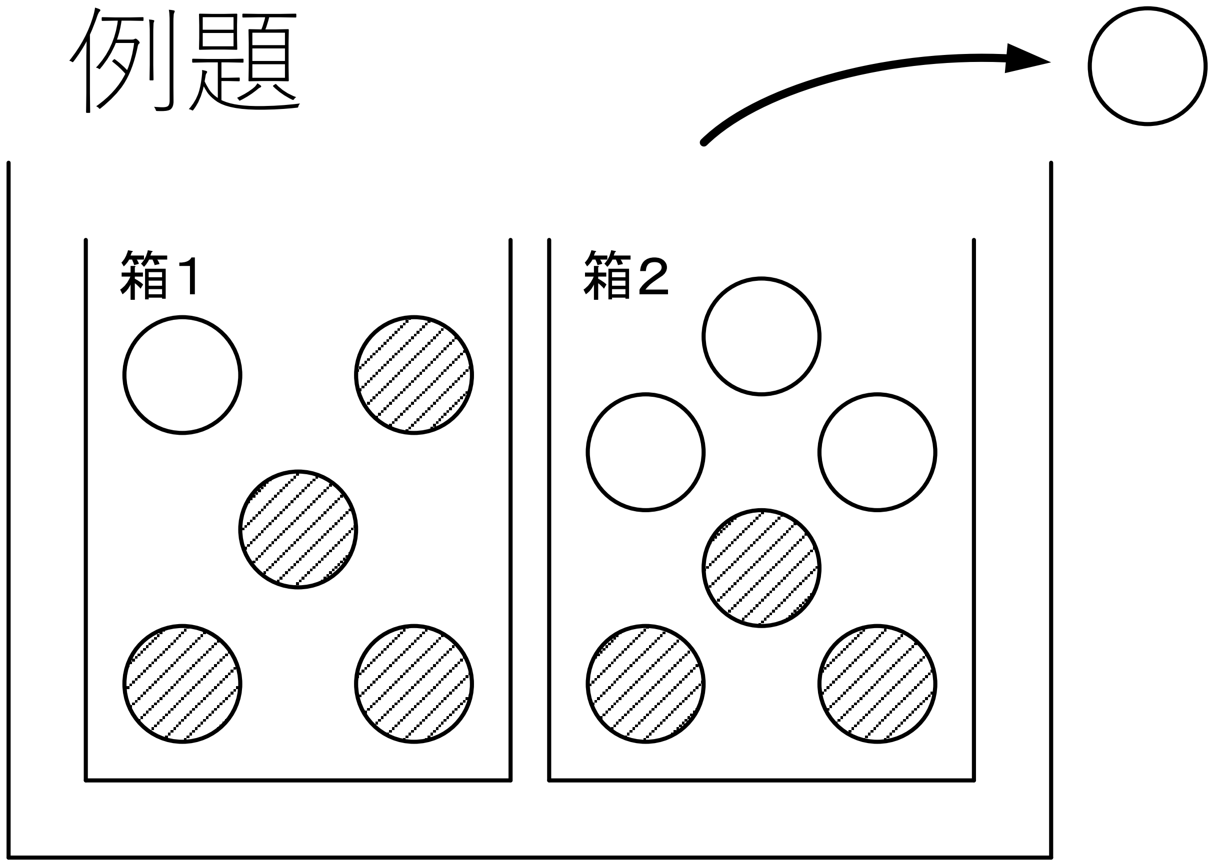
代入することで、
ベイズの定理が求まる

ベイズの定理（２）　例題

例題

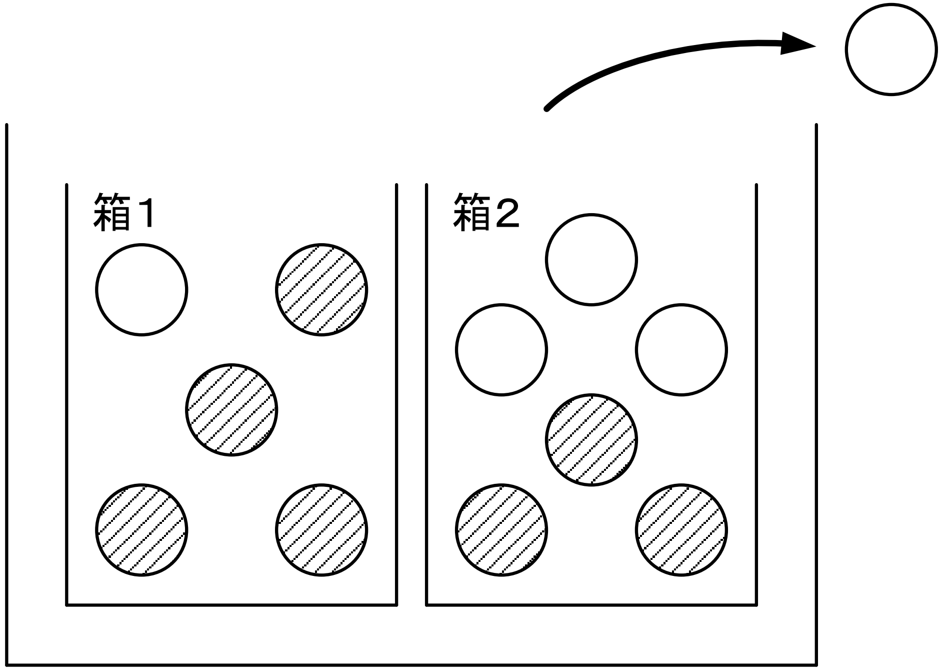
箱１：黒４、白１
箱２：黒３、白３
ボールが入っている。

いずれの箱からボール１個を
取りだすと、「白」であった。
このボールが、箱２から取り出された確率を求めなさい。



箱１が迷惑メール、箱２が通常メール。白（黒）が、キーワード。と考えると…

ベイズの定理（３）　例題



箱が２個あるので

箱１から取出される確率　$P(B_1)=\frac{1}{2}$

箱２から取出される確率　$P(B_2)=\frac{1}{2}$

白いボールが取り出される確率は

$$P(B_i|A)=\frac{P(A|B_i)P(B_i)}{P(A)}$$

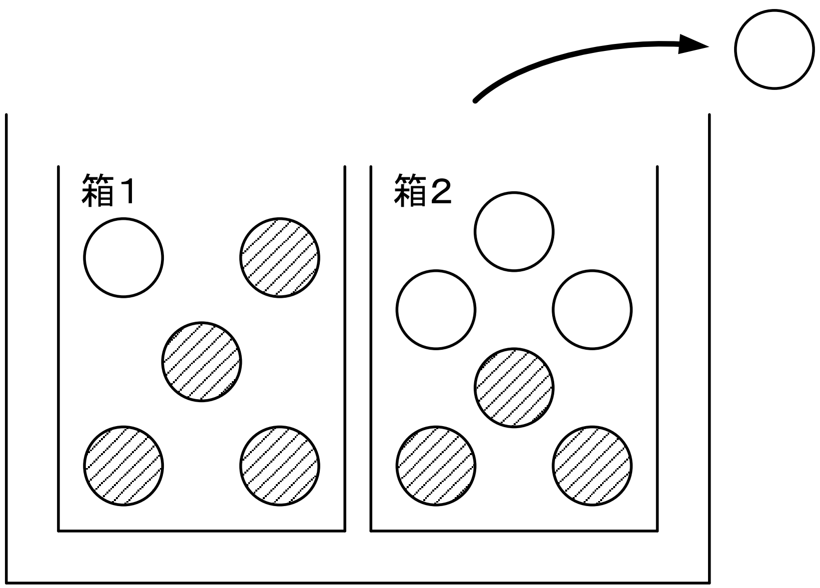
箱１から、白が取り出される確率　$P(A|B_1)=\frac{1}{5}$

$$P(A)=\sum_{i=1}^{2} P(B_i)\,P(A|B_i)$$

箱２から、白が取り出される確率　$P(A|B_2)=\frac{3}{6}$

ベイズの定理（４）　例題

いずれの箱からボール１個を
取りだすと、「白」であった。
このボールが、箱２から取り出された確率



$$P(B_1)=\frac{1}{2} \qquad P(A|B_1)=\frac{1}{5} \qquad P(B_i|A)=\frac{P(A|B_i)P(B_i)}{P(A)}$$

$$P(B_2)=\frac{1}{2} \qquad P(A|B_2)=\frac{3}{6} \qquad P(A)=\sum_{i=1}^{2} P(B_i)\,P(A|B_i)$$

確率変数と確率分布（１）

(1)確率的に値の決まる変数　→　**確率変数**

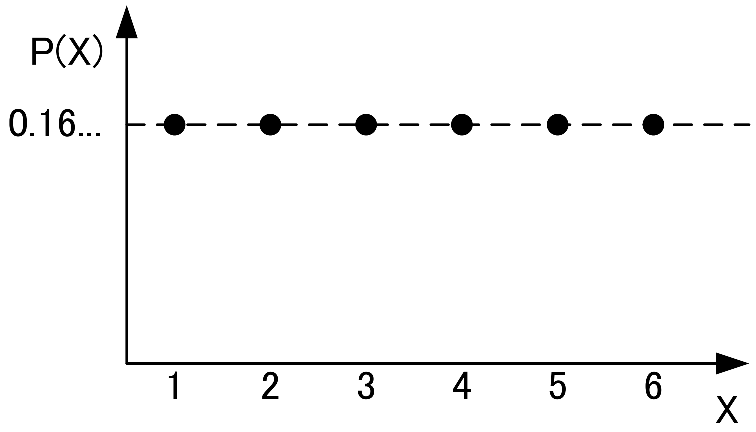
サイコロを投げると、目の値Ｘは、1から６の整数

「３の目が出る確率」は、１／６である。投げ終わると決まる

(2)確率変数の値に対応した確率の値　→　**確率分布**

サイコロを投げた場合、１から６の目の出る確率は、1/6

よって、確率分布は、



確率変数と確率分布（２）

No	Data
1	1
2	5
3	6
4	6
5	3
6	1
7	1
8	4
9	1
10	3

右上の表にある10個のデータについて

(1)平均（期待値ともいう）

(2)分散

(3)標準偏差

確率変数と確率分布（３）

サイコロの目

確率変数X	確率P(X)
1	1/6
2	1/6
3	1/6
4	1/6
5	1/6
6	1/6

(1)平均（期待値ともいう）

$$\mu = 1 \cdot \frac{1}{6} + 2 \cdot \frac{1}{6} + 3 \cdot \frac{1}{6} + 4 \cdot \frac{1}{6} + 5 \cdot \frac{1}{6} + 6 \cdot \frac{1}{6} = \frac{21}{6} = 3.5$$

(2)分散

$$\sigma^2 = (1 - 3.5)^2 \cdot \frac{1}{6} + (2 - 3.5)^2 \cdot \frac{1}{6} + \cdots + (6 - 3.5)^2 \cdot \frac{1}{6} = \frac{35}{12} \approx 2.9$$

(3)標準偏差

$$\sigma = \sqrt{\frac{35}{12}} \approx 1.7$$

確率変数と確率分布（４）

確率変数X	確率P(X)
x_1	p_1
x_2	p_2
x_3	p_3
…	…
x_n	p_n

(1)平均（期待値ともいう）

$$\mu = x_1p_1 + x_2p_2 + x_3p_3 + \cdots + x_np_n$$

(2)分散

$$\sigma^2 = (x_1 - \mu)^2p_1 + (x_2 - \mu)^2p_2 + (x_3 - \mu)^2p_3 + \cdots + (x_n - \mu)^2p_n$$

(3)標準偏差

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$$

確率変数と確率分布（５）

サイコロの目

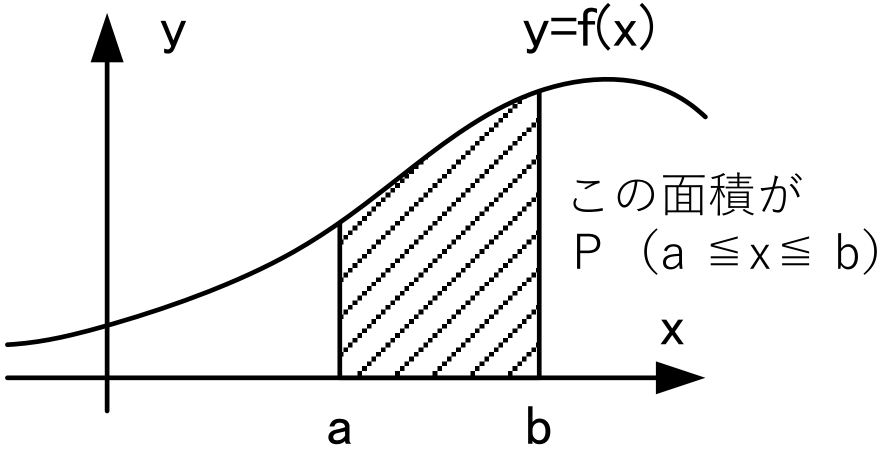
確率変数X	確率P(X)
1	1/6
2	1/6
3	1/6
4	1/6
5	1/6
6	1/6

サイコロの目ならば、確率変数を表にして表すことが可能

しかし

人の身長など、連続的な値をとる確率変数だと表は不可能

連続的な確率変数の確率分布　→　**確率密度関数**



確率変数と確率分布（６）

連続的な確率変数の場合、確率密度関数を利用する

(1)平均（期待値ともいう）

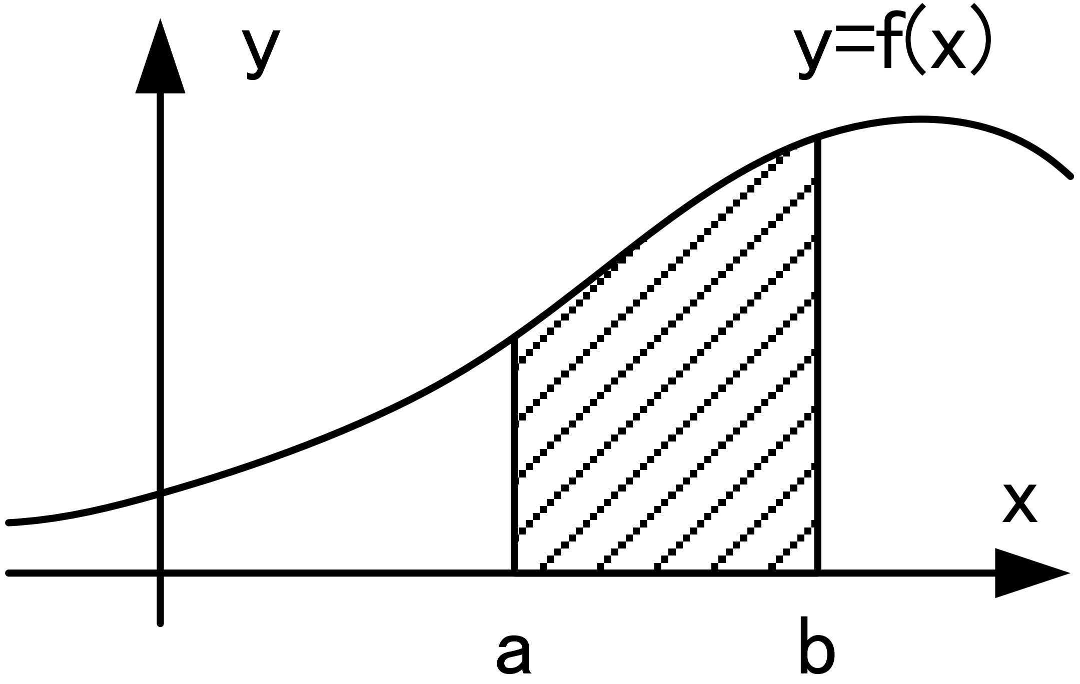
$$\mu = \int x f(x) dx$$

(2)分散

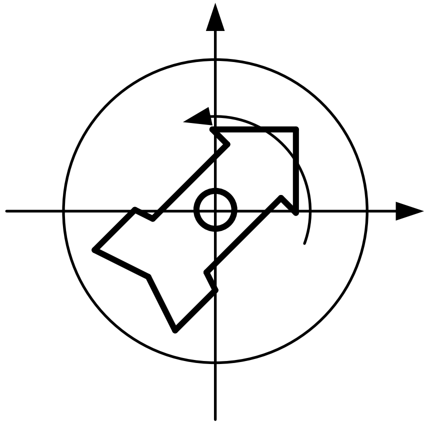
$$\sigma^2 = \int (x-\mu)^2 f(x) dx$$

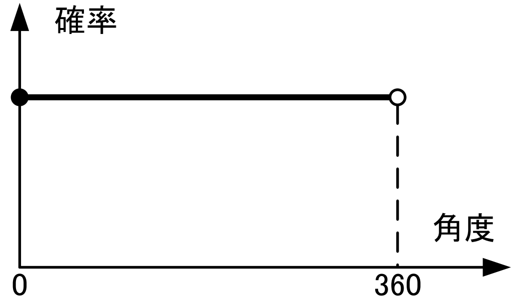
(3)標準偏差

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$$



確率変数と確率分布（7）





一様分布

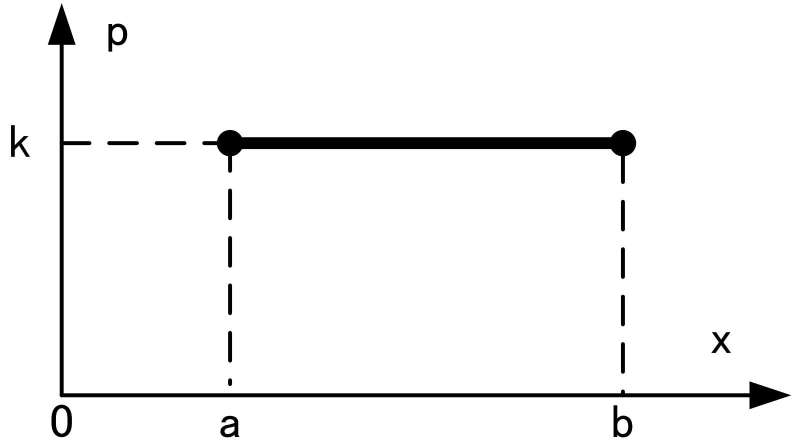
回転する矢印を回したとします。どこに停止するかは不定

よって、円周上のどの場所に停止する確率は等しい

$$f(x) = \begin{cases} k \quad (一定) & (a \leq x \leq b) \\ 0 & (x < a または b < x) \end{cases}$$

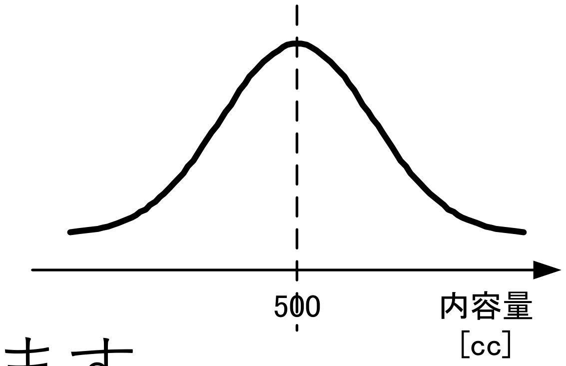
$$\mu = \frac{a+b}{2}$$

$$\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$$



定数kは確率の総和が1になる条件から決定される

確率変数と確率分布（８）

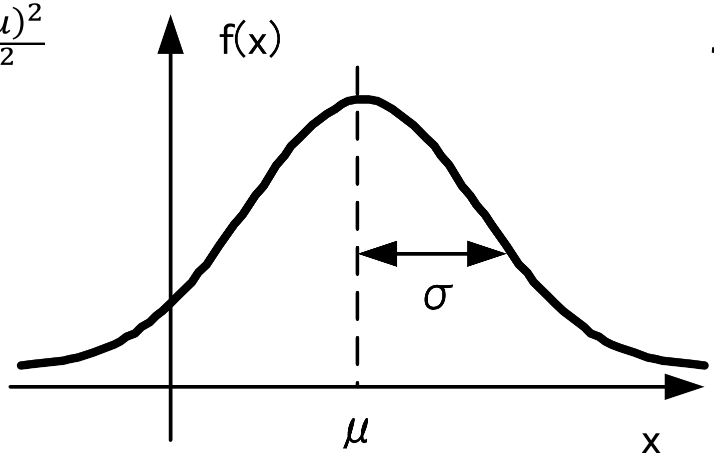


正規分布

工場で500ccのペットボトルジュースを製造したとします。

すべて誤差なく500ccの容量ではなく、多少のばらつきがある。

$$f(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



$$\int_{-\infty}^{\infty}N(x|\mu,\sigma^2)\,dx=\int_{-\infty}^{\infty}\left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right\}\right]dx$$

$$=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\int_{-\infty}^{\infty}\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right\}dx$$

$$=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\sqrt{\frac{\pi}{\frac{1}{2\sigma^2}}}$$

$$=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\sqrt{2\sigma^2\pi}$$

ガウス積分の公式 $\int_{-\infty}^{\infty}e^{-ax^2}dx=\sqrt{\frac{\pi}{a}}\ (a>0)$

$=1$面積が１であることがわかる。

確率変数と確率分布（９）

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

（１）平均、分散を指定し、正規分布のグラフを作成

（２）２つの平均、分散を指定し、正規分布のグラフを作成

確率変数と確率分布（10）

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

（３）X軸方向で２つの、平均、分散を指定

Y軸方向で２つの、平均、分散を指定

正規分布のグラフを作成

尤度（１）

尤度（likelihood）

想定するパラメーターがある値をとる場合に、観測している事柄や事象が起こりうる確率のこと。尤度はパラメーターの関数として表すことができ尤度関数とも言う。

たしからしさ

尤度（２）

コインの「表が出る確率をp」とする。

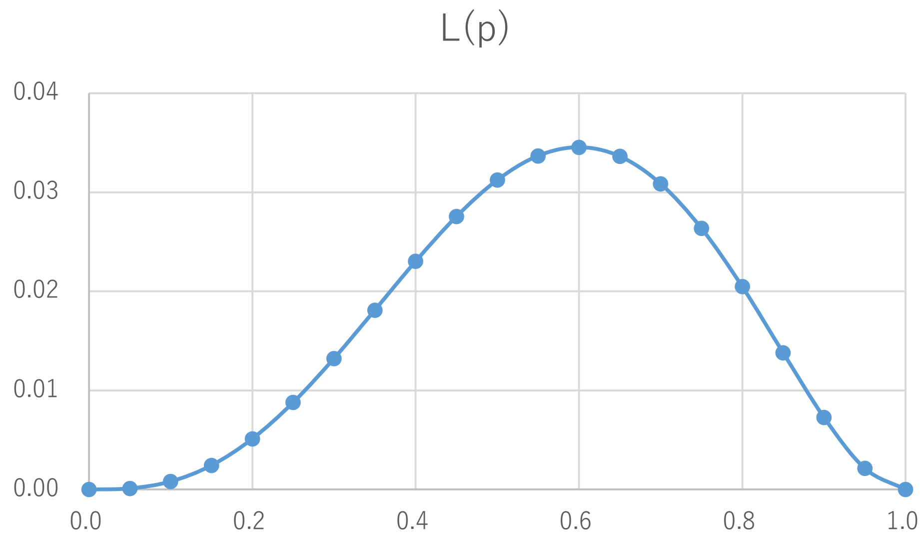
５回投げ「表・表・裏・表・裏」が出たとする。

尤度を考えると　$\mathrm{L}(p) = p \cdot p \cdot (1-p) \cdot p \cdot (1-p) = p^3(1-p)^2$　←尤度関数

p=0.6のとき、←最尤推定値

この現象が

起きやすいことがわかる



尤度（３）

コインの「表が出る確率をp」とする。

８回投げ「表・表・表・表・裏・裏・裏・裏」が出たとする。

尤度を考えると　$\mathrm{L}(p) =$

↑尤度関数

p＝　　　　　　　　　　のとき、←最尤推定値

この現象が

起きやすいことがわかる

エクセルで作成してみる

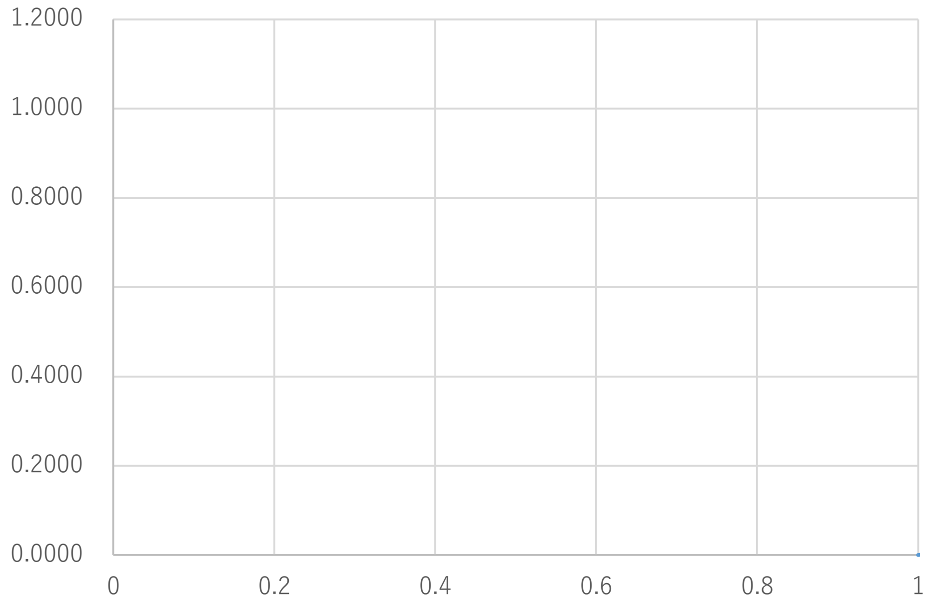
尤度（４）

コインの「表が出る確率をp」とする。

８回投げ「表・表・表・表・裏・裏・裏・裏」が出たとする。

尤度関数は、 $\mathrm{L}(p) = p \cdot p \cdot p \cdot p \cdot (1-p) \cdot (1-p) \cdot (1-p) \cdot (1-p)$

$$\mathrm{L}(p) = p^4 \cdot (1-p)^4$$



$p = 0.5$ の時に、この現象が起きやすいことがわかる。

一様乱数、正規乱数の実験（１）

一様乱数

１から６の目のサイコロを、１個振る（100回）。

出た目を、エクセルに入力し、ヒストグラムを作成。

正規乱数

１から６の目のサイコロを、４個振る（100回）。

出た目をエクセルに入力、４個の合計を計算、ヒストグラムを作成。

一様乱数、正規乱数の実験（２）

（１）エクセルで一様乱数を100個作成　　　rand()関数

ヒストグラムを作成　→一様乱数

（２）エクセルで一様乱数を12個セットで、100個作成　　　rand()関数

12個の平均値を求め、ヒストグラムを作成　→正規乱数

（平均0.5、分散1.0　中心極限定理）

一様乱数、正規乱数の実験（３）

（１）エクセルで正規乱数を発生させる

$\mu=0.0$、$\sigma=1.0$　の正規乱数　　=NORMINV(RAND(), μ, σ)

（２）データのグループ１

$\mu_{x1}=5.0$、$\sigma_{x1}=1.0$　の正規乱数100個

$\mu_{y1}=10.0$、$\sigma_{y1}=2.0$　の正規乱数100個

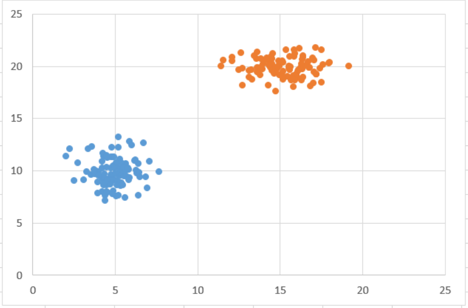
（３）データのグループ２

$\mu_{x2}=15.0$、$\sigma_{x2}=2.0$　の正規乱数100個

$\mu_{y2}=20.0$、$\sigma_{y2}=1.0$　の正規乱数100個

μ	5	10	15	20
σ^2	1	2	2	1

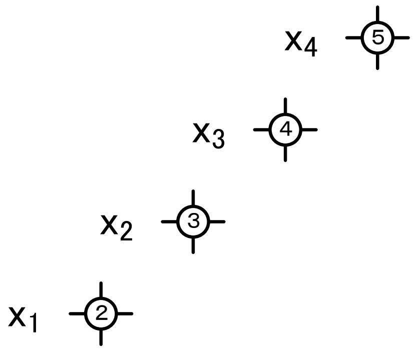
No	X1	Y1	X2	Y2
1	5.86624	12.8495	16.0376	19.565
2	5.30373	9.61051	16.3869	21.0576
3	4.92309	9.16636	15.1631	20.3764
4	4.26827	11.4298	15.7842	19.0962
5	6.92174	8.39307	14.9513	19.2222
6	4.4623	8.65997	15.0939	20.5147
7	6.2441	10.0722	14.2452	18.1751
8	4.26547	9.50148	13.5808	19.9149
9	4.23862	11.7244	11.518	20.5979
10	4.56412	9.19284	17.4871	18.5131
11	4.80449	9.56984	14.8035	19.7945
12	3.90748	7.89242	13.907	19.7703



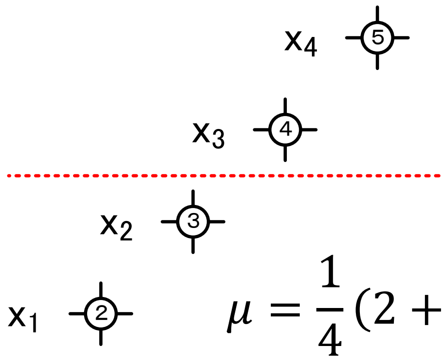
補足　平均、分散、標準偏差

分散の計算　$\sigma^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)^2$　　標準偏差の計算　$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$

(1) 4 個のデータ

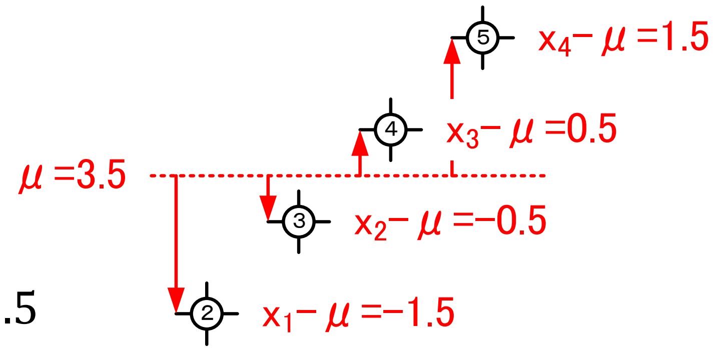


(2)平均を求める



$$\mu = \frac{1}{4}(2+3+4+5) = 3.5$$

(3)(x_i- μ)を求める



(4)分散を計算

$$\sigma^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)^2$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{4}\{(2-3.5)^2 + (3-3.5)^2 + (4-3.5)^2 + (5-3.5)^2\}$$

$$= \frac{1}{4}\{(-1.5)^2 + (-0.5)^2 + (0.5)^2 + (1.5)^2\} = \frac{1}{4}5 = 1.25$$

ニューラルネットワークに関する歴史

1943年　ウォーレン・マカロックとウォルター・ピッツが形式ニューロンを発表した。

1958年　フランク・ローゼンブラットがパーセプトロンを発表した。

1969年　マービン・ミンスキーとシーモア・パパートが著書『パーセプトロン』の中で、
　単純パーセプトロンは線形分離不可能なパターンを識別できない事を示した。

1979年　福島邦彦がネオコグニトロンを発表し、文字認識に使用し、後にこれが畳み込み
　ニューラルネットワークへと発展する。

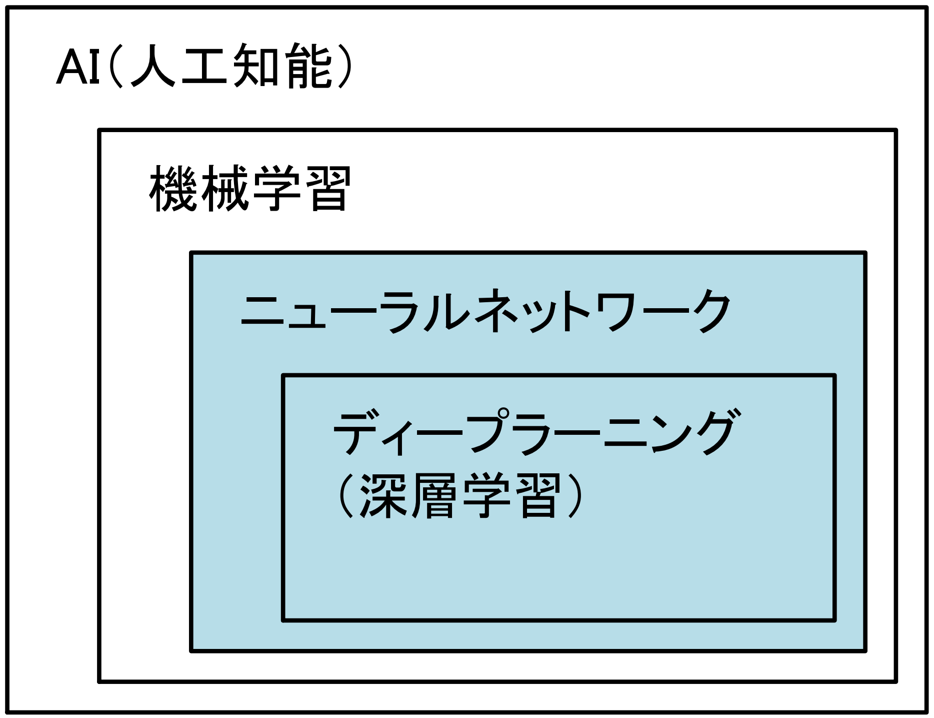
1982年　ジョン・ホップフィールドによってホップフィールド・ネットワーク
（再帰型ニューラルネットワーク）が提案された。

1985年　ジェフリー・ヒントンらによりボルツマンマシンが提案された。

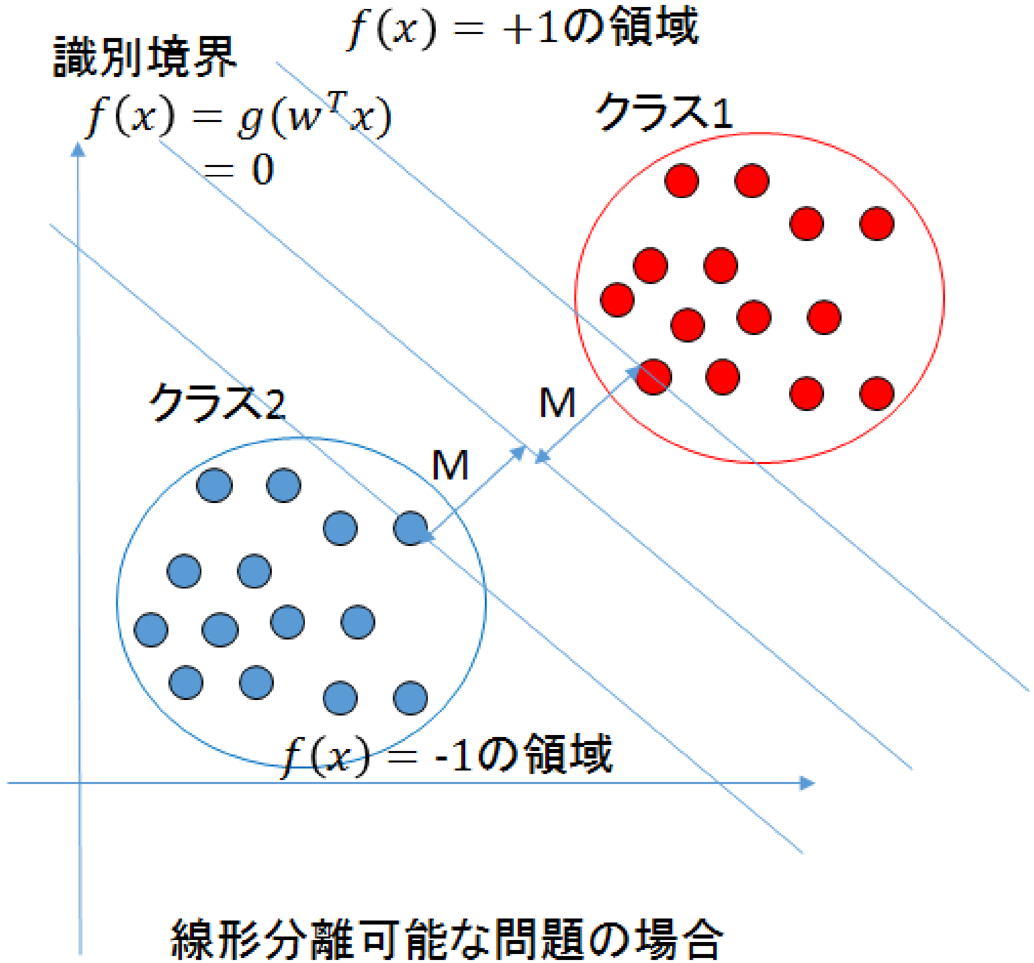
1986年　デビッド・ラメルハートらにより誤差逆伝播法（バックプロパゲーション）が
　提案（再発見）された。

ウイキペディア

AI、機械学習、ニューラルネットワーク



人工知能＝ニューラルネット
ではない



線形分離可能な問題の場合

機械学習には、
大きく、分離、回帰　がある

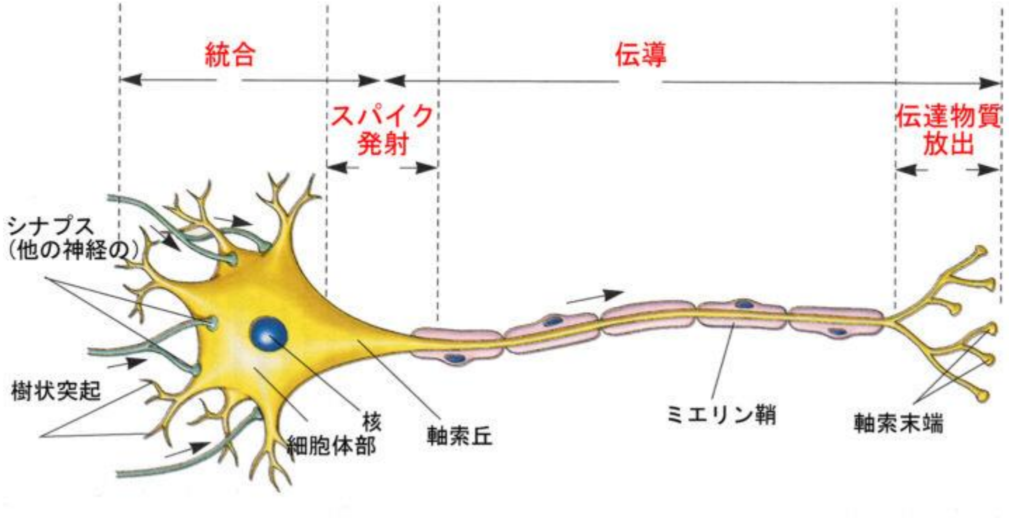
人工知能を動かす方法

アルゴリズムを理解	→プログラムを作成	→人工知能を動かす	かなり高度
	プログラムを作成	→人工知能を動かす	様子はわかる
ツールを使う	→	→人工知能を動かす	まずは試してみる
ツールを使う	→プログラムを作成してもらう	→人工知能を動かす	これも可能

最終的には、プログラミング（Pythonなど）が必要
アルゴリズムの理解や、開発環境の構築など、かなりハードルは高い

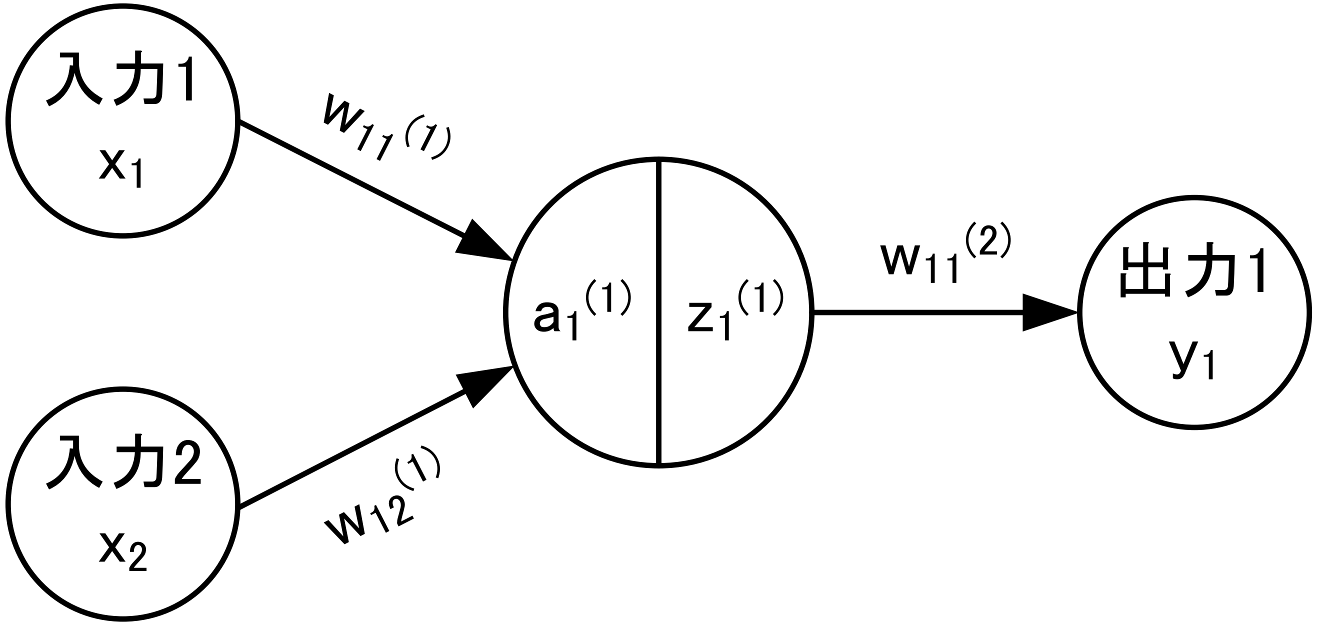
ツールを使うと
まずは動かせる。ネットワークの構造を変えるといった事が容易に確認できる。
動いた結果をプログラムに変換し活用することができる。

ニューラルネットワークのモデル

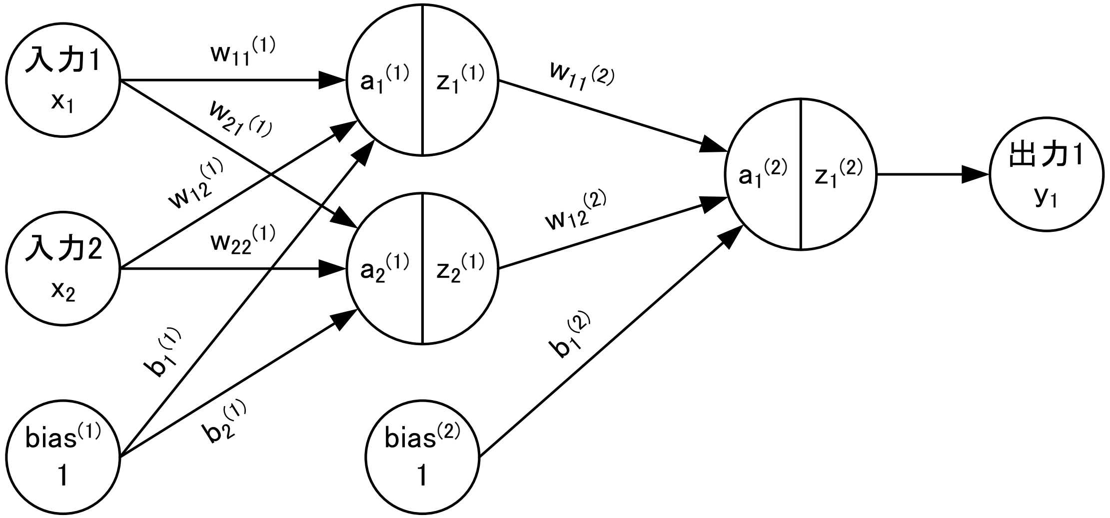


脳の神経細胞モデル

- 複数の入力
- 合計計算
- 活性化関数
- 出力



ニューラルネットワーク内の計算（１）



$$a_1^{(1)}=w_{11}^{(1)}\cdot x_1+w_{12}^{(1)}\cdot x_2+b_1^{(1)}\cdot 1$$

$$a_2^{(1)}=w_{21}^{(1)}\cdot x_1+w_{22}^{(1)}\cdot x_2+b_2^{(1)}\cdot 1$$

$$\begin{bmatrix} a_1^{(1)} \\ a_2^{(1)} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} w_{11}^{(1)} & w_{12}^{(1)} & b_1 \\ w_{21}^{(1)} & w_{22}^{(1)} & b_2 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$z_1^{(1)}=\frac{1}{1+e^{-a_1^{(1)}}} \qquad z_2^{(1)}=\frac{1}{1+e^{-a_2^{(1)}}}$$

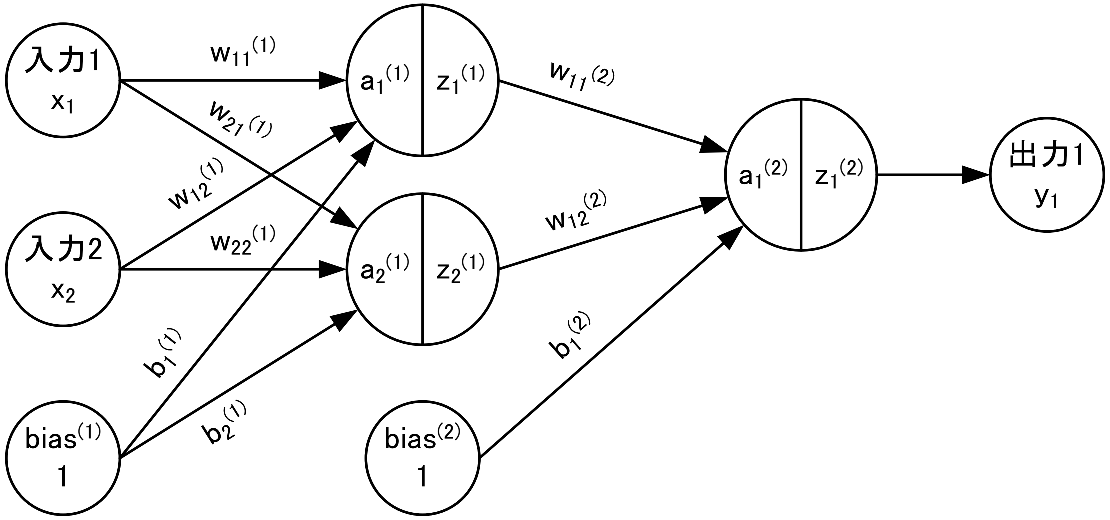
$$a_1^{(2)}=w_{11}^{(2)}\cdot z_1^{(1)}+w_{12}^{(2)}\cdot z_2^{(1)}+b_1^{(2)}\cdot 1$$

$$a_1^{(2)}=\begin{bmatrix} w_{11}^{(2)} & w_{12}^{(2)} & \mathrm{b}_1^{(2)} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} z_1^{(1)} \\ z_2^{(1)} \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$z_1^{(2)}=\frac{1}{1+e^{-a_1^{(2)}}}$$

$$y_1 = z_1^{(2)}$$

ニューラルネットワーク内の計算（２）



入力　x_1=0.2　x_2=0.1

バイアス　$b_1^{(1)}=b_2^{(1)}=b_1^{(2)}=$ 0.0

$w_{11}^{(1)}$=0.2　$w_{21}^{(1)}$=0.3

$w_{12}^{(1)}$=0.4　$w_{22}^{(1)}$=0.5

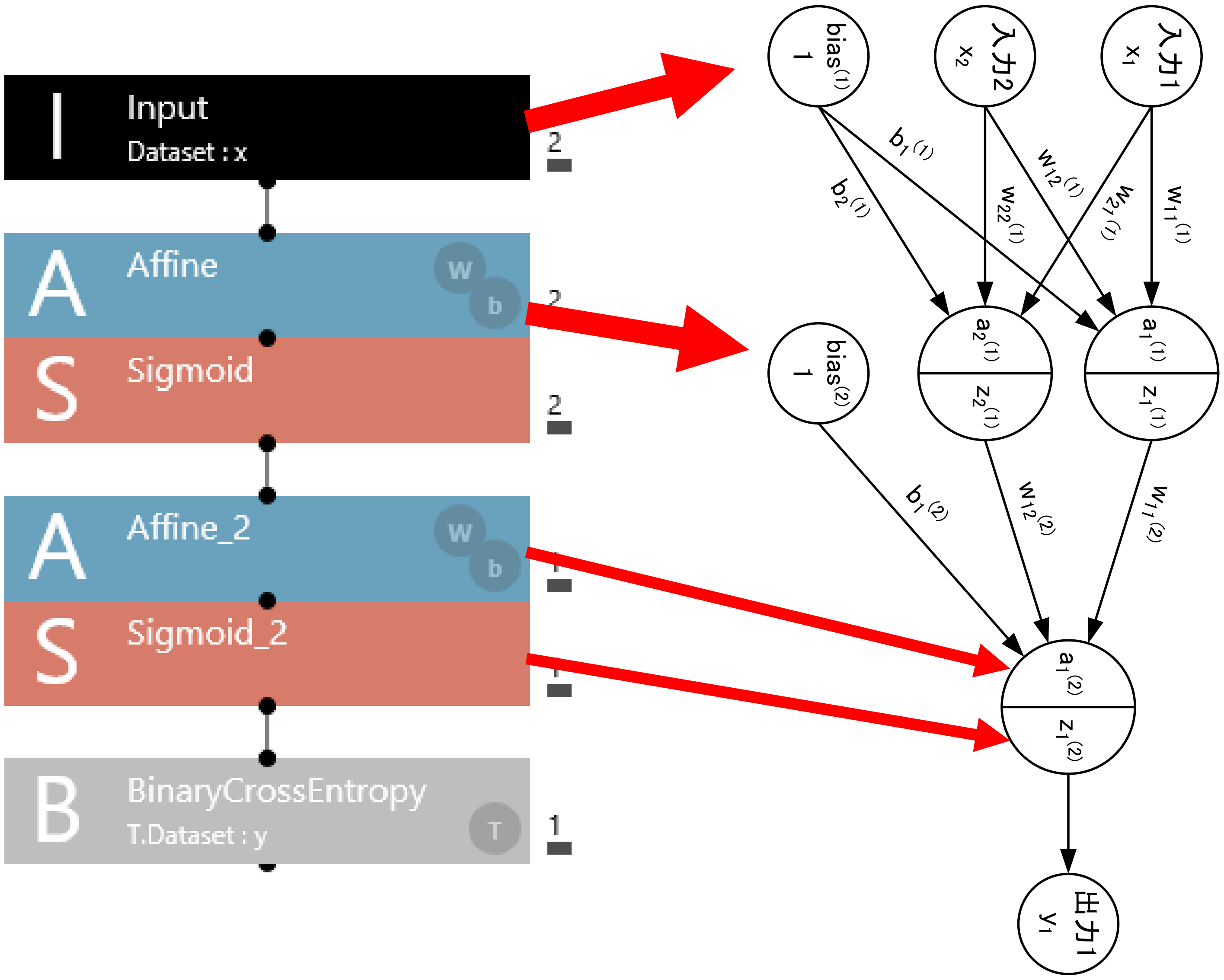
$w_{11}^{(2)}$=0.6　$w_{12}^{(2)}$=0.7

$$z_1^{(1)}=\frac{1}{1+e^{-a_1^{(1)}}}$$

$$z_2^{(1)}=\frac{1}{1+e^{-a_2^{(1)}}}$$

$$z_1^{(2)}=\frac{1}{1+e^{-a_1^{(2)}}}$$

ニューラルネットワークのツール



①ニューラルネットワークをGUIで入力

②学習の進行度合いを見える化

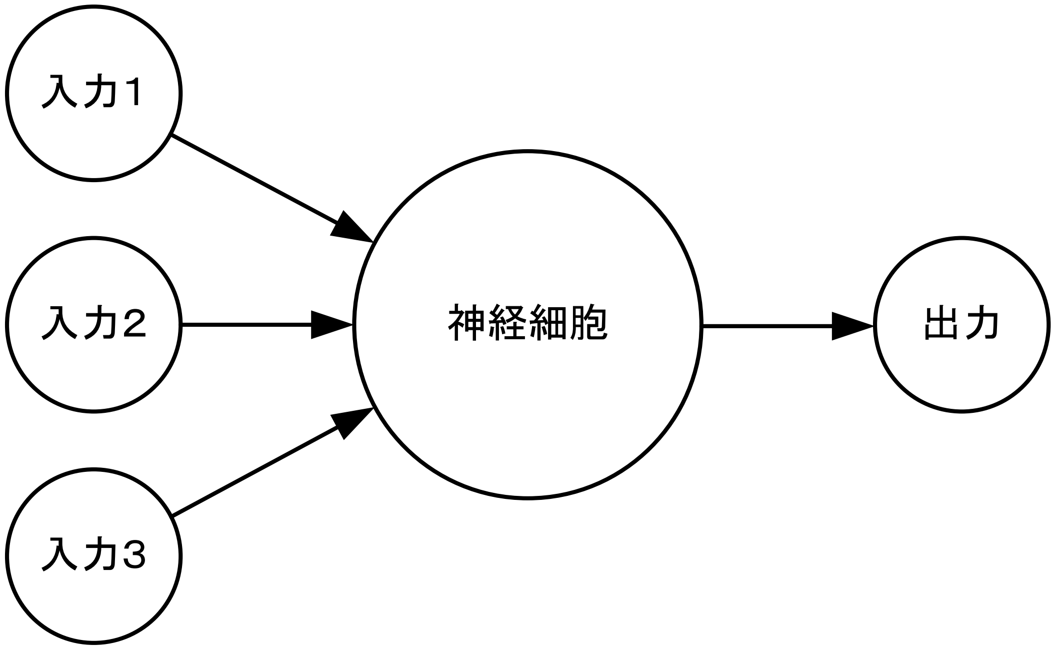
③**ネットワークの自動最適化**

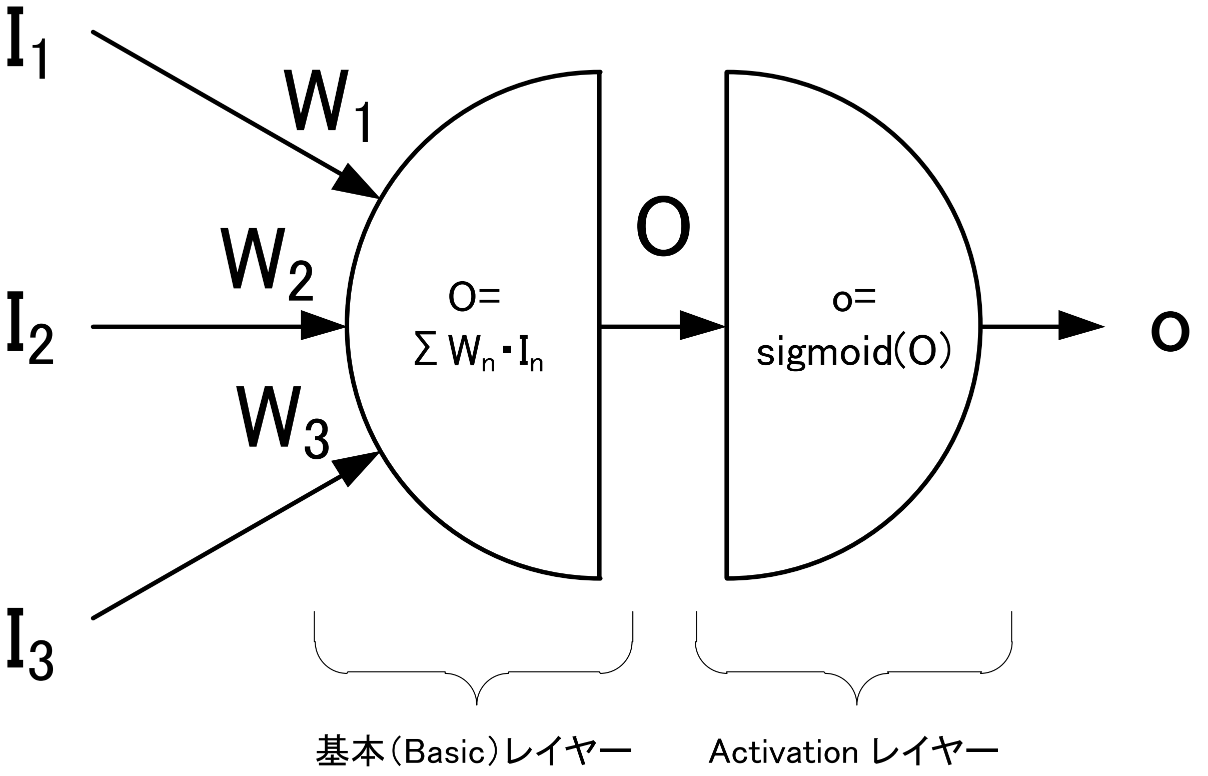
④データの管理機能

⑤無料

⑥クラウド版

NNCでのニューロンの作り方

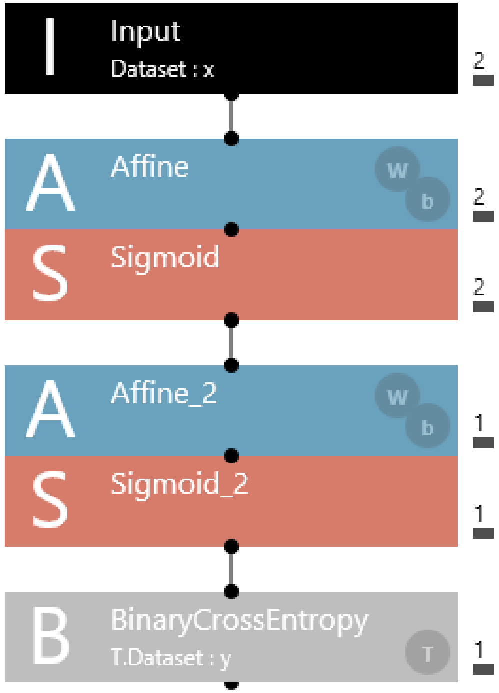




ニューロンを、
基本（BASIC）レイヤーと
Activationレイヤーで構成

ツールを使うと

データの準備
ネットワーク設計
（適当にする？）



最適なネットワークを
自動設計してくれる！

学習作業もGUI

最適な
ネットワークの構造
内部のパラメータ

```
import nnabla as nn
import nnabla.functions as F
import nnabla.parametric_functions as PF

def network(x, y, test=False):
    # Input:x -> 2

    # Affine
    h = PF.affine(x, (2,), name='Affine')
    # Sigmoid
    h = F.sigmoid(h)

    # Affine_2 -> 1
    h = PF.affine(h, (1,), name='Affine_2')
    # Sigmoid_2
    h = F.sigmoid(h)

    # BinaryCrossEntropy
    h = F.binary_cross_entropy(h, y)
    return h
```

Pythonのコード出力
組込みにも適用可能

AIツール　NNCとは

Sony Network Communicationsが提供
ニューラルネットワークを直感的に設計。
学習・評価を快適に実現するディープラーニング・ツール。

「クラウド版」「Windowsアプリ版」がある。

容易に、「ディープラーニング」を試すことができる。
ほとんどが、GUIで操作できる。に設定できる
（Graphical User Interface）

一番の特徴は、**ネットワークの最適化機能**がある。そして**無料！**
（誰でも、最適なディープラーニングを作ることができる）

NNCの入手

Neural Network **Console** for Windows 8.1/10_64bit

Version	1.2.0	Size	808MB	Release date	2018.6.15

登録いただくメールアドレス宛に、WindowsアプリのダウンロードURLを送ります。
「個人情報の取り扱いについて」を最後まで確認のうえ、同意いただける場合は「上記に同意して送信」ボタンをクリックしてください。
なお、このアプリは北米、日本でのみ、ダウンロードと利用が可能です。

2018年8月25日時点
Neural Network Console Ver1.2.0
ダウンロード時のファイルサイズ→808MB、解凍すると約２GB
インストール不要で、USBメモリ上からでも起動できる。
GPUに対応していて、高速演算できる。

ファイルの解凍とと起動

libs	2018/08/01 0:08	ファイル フォルダー	
samples	2018/08/01 1:04	ファイル フォルダー	
settings	2018/08/01 1:05	ファイル フォルダー	
manual.pdf	2018/06/11 14:14	PDF ファイル	2,036 KB
manual_ja.pdf	2018/06/11 14:20	PDF ファイル	2,203 KB
neural_network_console.exe	2018/06/07 21:50	アプリケーション	23,063 KB

ダウンロードしたファイルを解凍する

フォルダ内に上記のファイルができる

neural_network_console.exe	2018/06/07 21:50	アプリケーション	23,063 KB

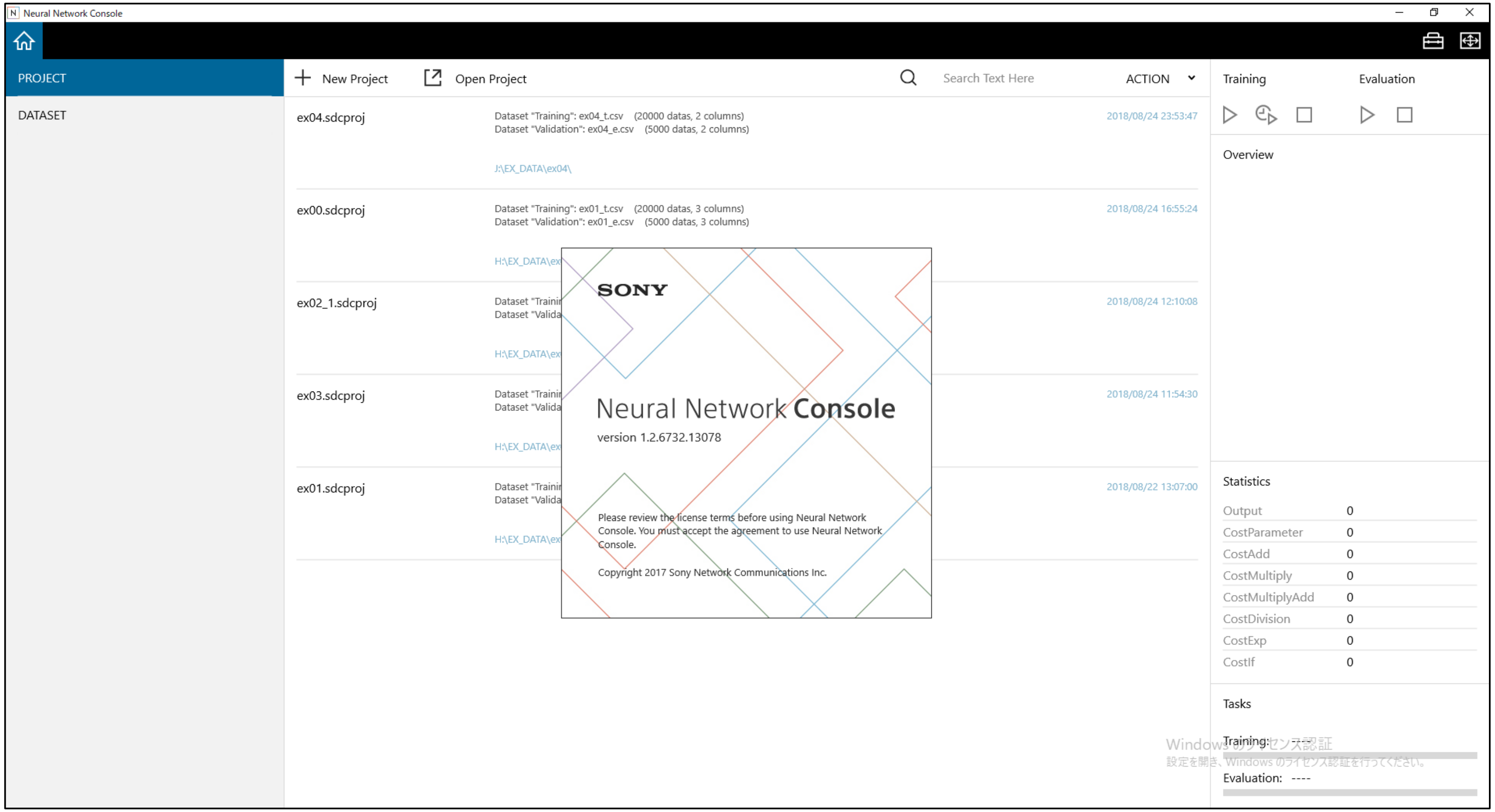
このファイルを実行する

manual_ja.pdf	2018/06/11 14:20	PDF ファイル	2,203 KB

日本語のマニュアルもある

NNCの起動

起動時の画面



NNCでの準備

(1)データの準備（作成、登録など）

(2)ネットワークの設計

★評価関数の設定がポイント ★

(3)学習の実行

(4)評価の実行

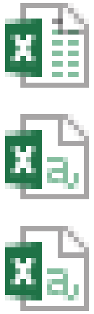
(5)学習の最適化

データの準備（作成）

エクセルなどを使って、CSV形式でデータを用意
Training（訓練用）、Validation（確認用）の２種類必要

１行目のヘッダの各セルの値は、
変数名[__次元インデックス][:ラベル名]

エクセルでデータ作成
必要個所をCSVにコピーして
訓練用、確認用データを準備



ex01.xlsx
ex01_v.csv
ex01_t.csv

	A	B	C
1	x__0:Xdata	x__1:Ydata	y:label
2	0.875690046	0.9159726	1
3	0.794375126	0.564145884	1
4	0.045802278	0.361107362	0
5	0.418755138	0.641307628	1
6	0.18938016	0.25360716	0
7	0.364080458	0.118691703	0
8	0.918206515	0.990784705	1

評価関数

NNCでは、３つの評価方法がある

（１）0か1の2値判別

Simoid + BinaryCrossEntropyレイヤー

（２）カテゴリ分類

Softmax + CategoricalCrossEntropyレイヤー

（３）連続値の回帰

ActivationレイヤーなしのSquaredErrorレイヤー

評価関数（０か１かの２値判別）

Simoid + BinaryCrossEntropyレイヤー

右の例だと

入力層は、２個
中間層は、10個のニューロン
出力層は、１個
評価関数は、 BinaryCrossEntropy
結果は、「０」「１」で得られる

評価関数（カテゴリ分類）

Softmax + CategoricalCrossEntropyレイヤー

右の例だと

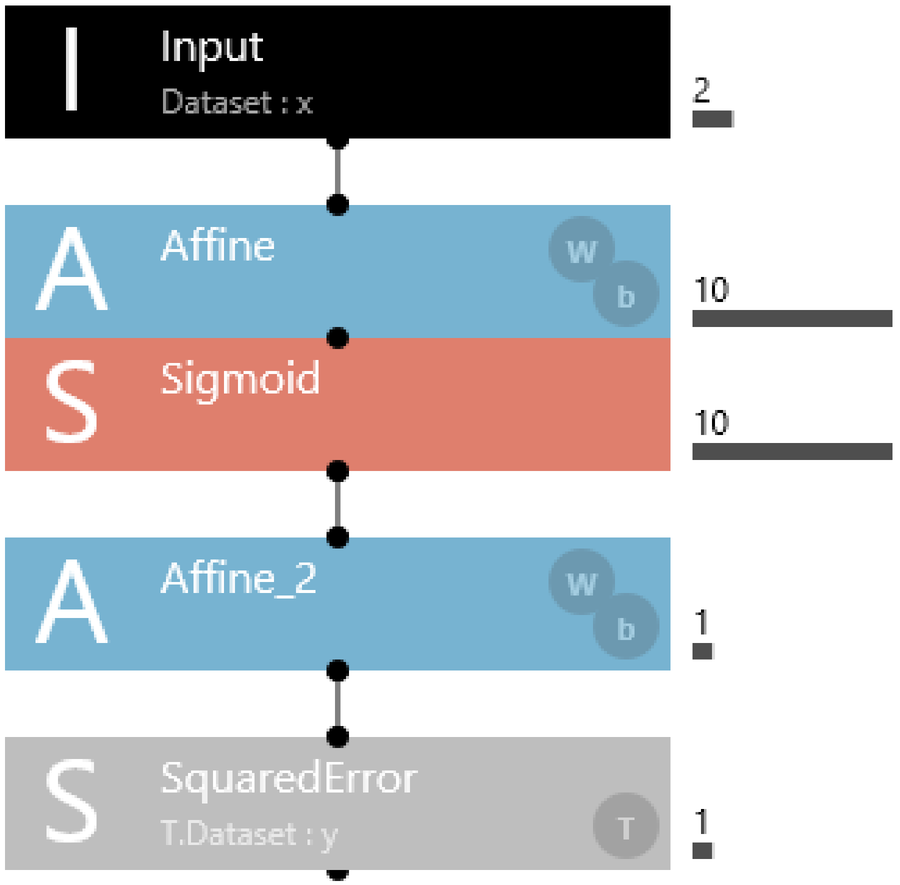
入力層は、２個
中間層は、10個のニューロン
出力層は、５個
評価関数は、CategoricalCrossEntropy
結果は、出力層数の
　　　　　５つのカテゴリに分類される

評価関数（連続値の回帰）

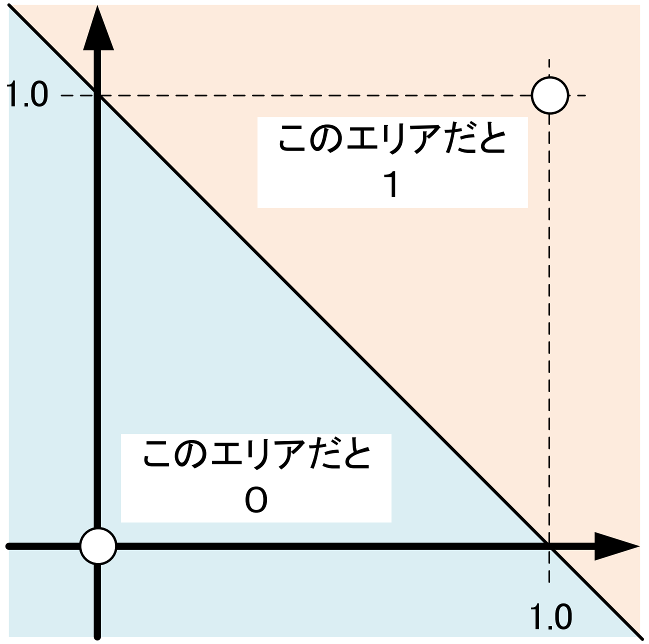
Activationレイヤーなし＋SquaredErrorレイヤー

右の例だと

入力層は、２個
中間層は、10個のニューロン
出力層は、１個（Σのみ）
評価関数は、 SquaredError
結果は、実数値で得られる



サンプルデータの資料



0か1の2値判別
Simoid + BinaryCrossEntropyレイヤー

ニューラルネットの→
パラメータ取得