サマースクール2024

2024.08.03:13:30-15:00

AIのこれまでとこれから

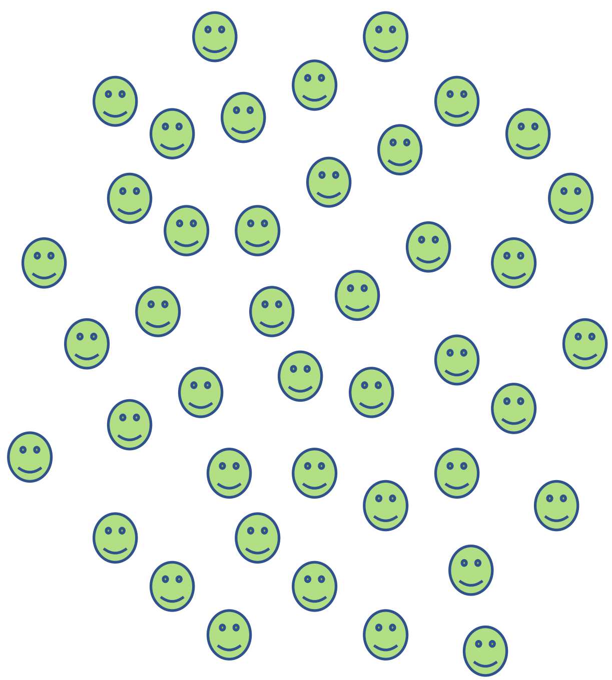
生成AIからチューリングテスト

弘前大学　数理・データサイエンス教育センター
守　真太郎

予定

- 1.生成AIで“Toy Story”を生成？：10分
- 2.AIの誕生：パーセプトロン：30+30分
- 途中休憩（質疑応答）：5分
- 3.AIの歴史とこれから：10分
- 4.質疑応答：5分

氏名：守　真太郎
所属：弘前大学・理工学部・数物科学科
数理・データサイエンス教育センター
専門：統計物理学（経済物理学・社会物理学・データサイエンス）



統計物理学

Model ?

方法論：確率論・確率過程

多数の構成要素の集合体に発現する普遍的メカニズムの解明

対象：固体・気体・流体

人の集団＝経済・社会現象

AI＝**多数の情報処理素子の集合体**

1.生成AIでToy Storyを生成？

[Sora | OpenAI]

OpenAI　Soraによる動画

https://www.google.com/url?q=https%3A%2F%2Fmedia.wired.com%2Fclips%2F65cd609a1b47a15ce1b4001e%2F720p%2Fpass%2Ftokyo.mp4

Prompt: “Beautiful, snowy Tokyo city is bustling. The camera moves through the bustling city street, following several people enjoying the beautiful snowy weather and shopping at nearby stalls. Gorgeous sakura petals are flying through the wind along with snowflakes.”

「美しい雪の降る東京の街が賑わっています。カメラは賑やかな街の通りを進み、雪の美しい天気を楽しみながら買い物をする数人の人々を追いかけます。風に舞う美しい桜の花びらと雪片が一緒に飛んでいます。」

Q.ソラが17秒の東京シーンの動画を生成するのにどれくらいの時間がかかりましたか？

A. min/A100

Q. 17秒の東京シーンの動画を生成するのに、プロンプトには何語が含まれていますか？

A. words

Q. 『トイ・ストーリー』の上映時間はどれくらいですか？

A. m(s)
words(screen play)

Q.ソラが『トイ・ストーリー』を生成するのにどれくらいの時間がかかりますか？

『トイ・ストーリー』 のプロンプトの長さ

上映時間81m(4860s)

(4860s/17s)×*38words*

*=286 ×38words=10868*words

脚本の長さ:21455 words

21455/38=565～600

プロンプトの長さ=286～600 × 38

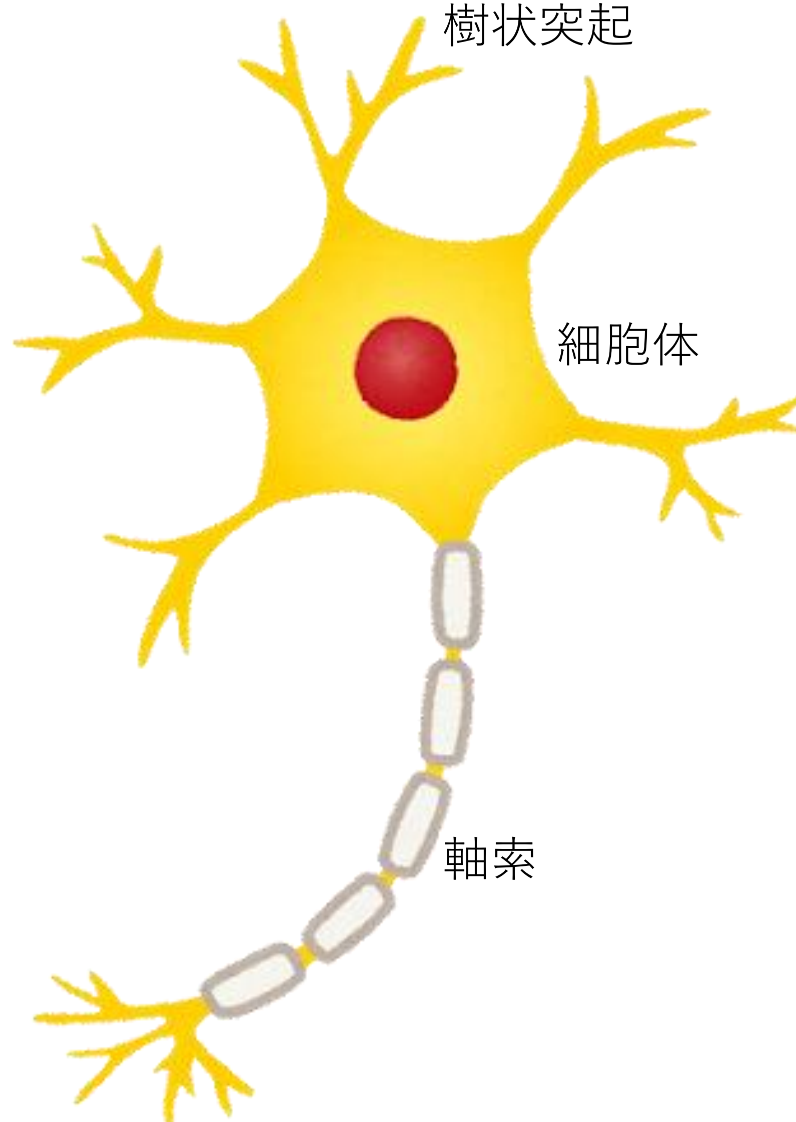
動画生成時間

286～600×45min/A100= 12870~27000min/A100

=214.5~450h/A100= h/B100

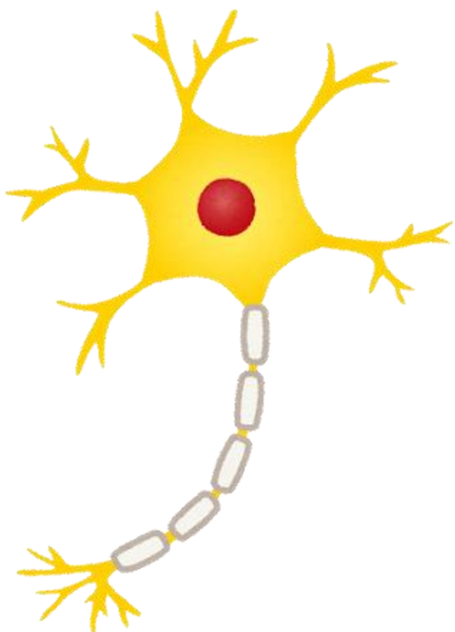
A. hours

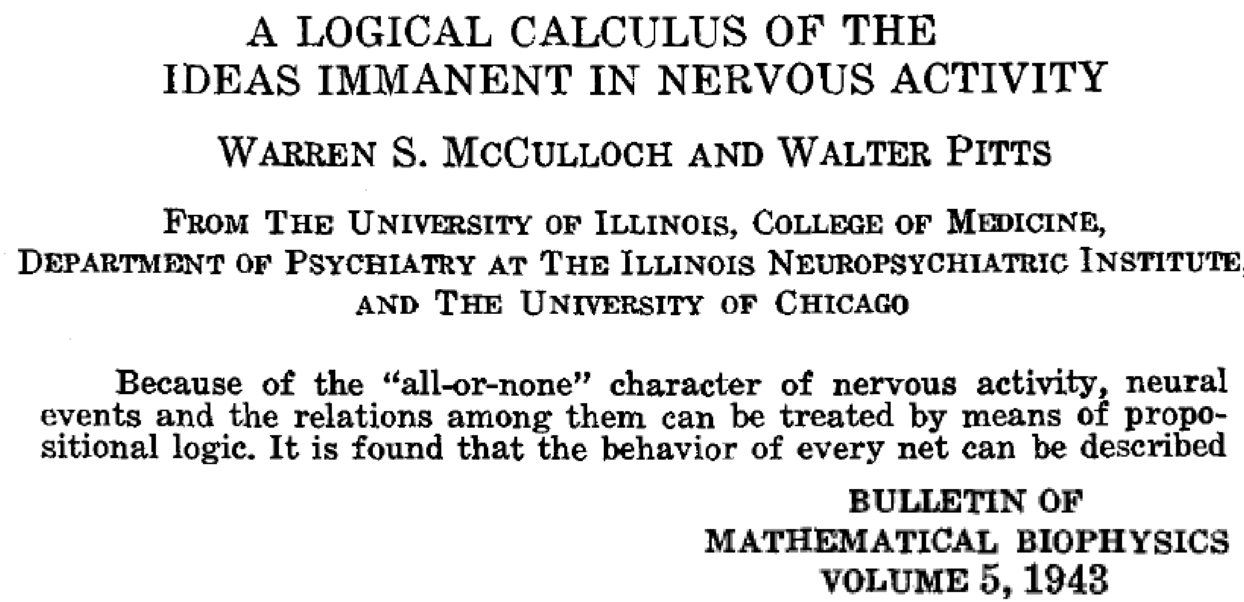
２．AIの誕生



脳全体には、1000億個のニューロン(神経細胞)がある

ニューロン＝０と１の計算機




A LOGICAL CALCULUS OF THE
IDEAS IMMANENT IN NERVOUS ACTIVITY

WARREN S. MCCULLOCH AND WALTER PITTS

FROM THE UNIVERSITY OF ILLINOIS, COLLEGE OF MEDICINE,
DEPARTMENT OF PSYCHIATRY AT THE ILLINOIS NEUROPSYCHIATRIC INSTITUTE,
AND THE UNIVERSITY OF CHICAGO

Because of the "all-or-none" character of nervous activity, neural events and the relations among them can be treated by means of propositional logic. It is found that the behavior of every net can be described

BULLETIN OF
MATHEMATICAL BIOPHYSICS
VOLUME 5, 1943

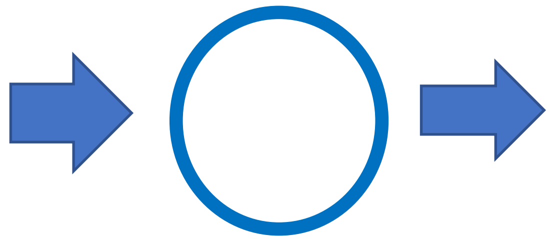
人工ニューロン

入力 $x \in \{0, 1\}$ ➡ ◯ ➡ 出力 $\mathbf{OUT} \in \{0, 1\}$

マッカロとピッツは0 or 1の出力を行う単純な論理ゲートとして神経細胞をモデル化（MCPニューロン）

MCPニューロンのモデル：1入力

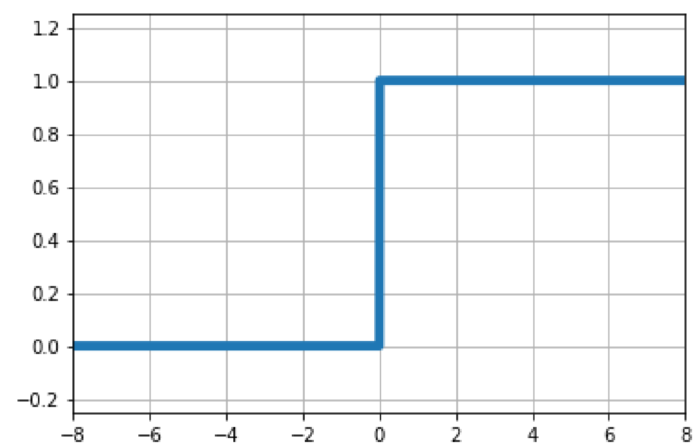
入力$x \in \{0, 1\}$



出力$\mathbf{OUT} \in \{\mathbf{0}, \mathbf{1}\}$

階段関数

$$\phi(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}$$



$$\mathrm{OUT} = \phi(ax + b) = \begin{cases} 1 & ax + b > 0 \\ 0 & ax + b \leq 0 \end{cases}$$

a,b：パラメータ

NOT演算

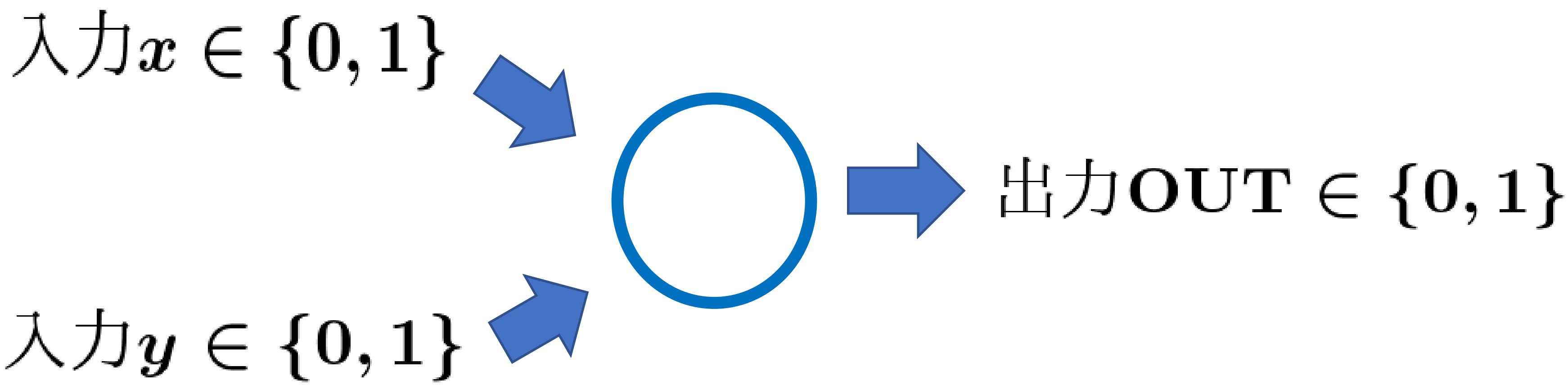
x	OUT
0	1
1	0

$$\mathrm{OUT} = \phi(ax+b) = \begin{cases} 1 & ax+b > 0 \\ 0 & ax+b \leq 0 \end{cases}$$

a,bを探して検算してみよう！

x	ax+b	ϕ(ax+b)	OUT
0			1
1			0

MCPニューロンのモデル:2入力



$$\mathrm{OUT} = \phi(ax+by+c) = \begin{cases} 1 & ax+by+c>0 \\ 0 & ax+by+c \leq 0 \end{cases}$$

a,b,c：パラメータ

AND演算

$$\mathrm{OUT} = \phi(ax + by + c) = \begin{cases} 1 & ax + by + c > 0 \\ 0 & ax + by + c \leq 0 \end{cases}$$

x	y	OUT
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

a,b,cを探して検算してみよう！

x,y	ax+by+c	ϕ(ax+by+c)	OUT
0,0			0
1,0			0
0,1			0
1,1			1

OR演算

$$\mathrm{OUT} = \phi(ax+by+c) = \begin{cases} 1 & ax+by+c > 0 \\ 0 & ax+by+c \leq 0 \end{cases}$$

x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1

a,b,cを探して検算してみよう！

x,y	ax+by+c	ϕ(ax+by+c)	OUT
0,0			0
1,0			1
0,1			1
1,1			1

NAND演算=AND+NOT

x	y	AND	NAND
0	0	0	1
1	0	0	1
0	1	0	1
1	1	1	0

a,b,cを探して検算してみよう！

x,y	ax+by+c	ϕ(ax+by+c)	OUT
0,0			0
1,0			1
0,1			1
1,1			1

XOR演算

$$\mathrm{OUT} = \phi(ax+by+c) = \begin{cases} 1 & ax+by+c>0 \\ 0 & ax+by+c\leq 0 \end{cases}$$

x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	0

a,b,cはある？

x,y	ax+by+c	ϕ(ax+by+c)	OUT
0,0			0
1,0			1
0,1			1
1,1			0

第1次AIブームの終焉

Minsky & Papert (1969) “Perceptrons”

ANDとXORの違い

AND演算

x	y	OUT
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

XOR演算

x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	0

線形分離可能性

AND演算

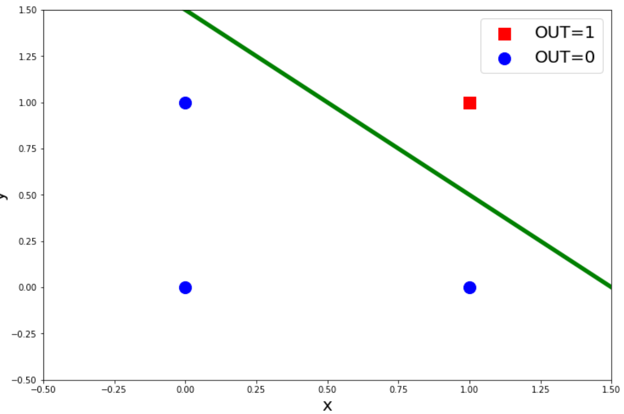
x	y	OUT
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

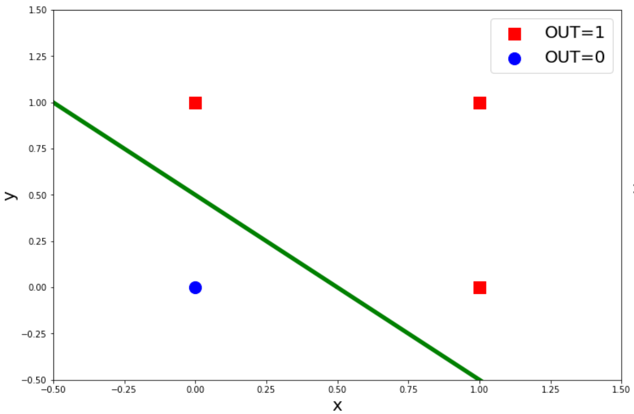
OR演算

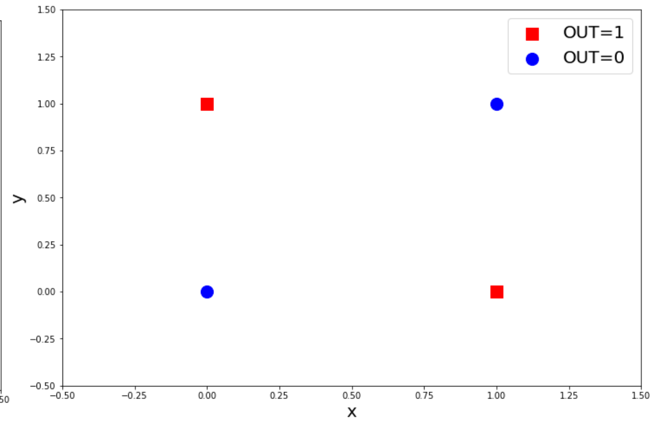
x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1

XOR演算

x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	0







パーセプトロンの発明

Psychological Review
Vol. 65, No. 6, 1958

THE PERCEPTRON: A PROBABILISTIC MODEL FOR INFORMATION STORAGE AND ORGANIZATION IN THE BRAIN[1]

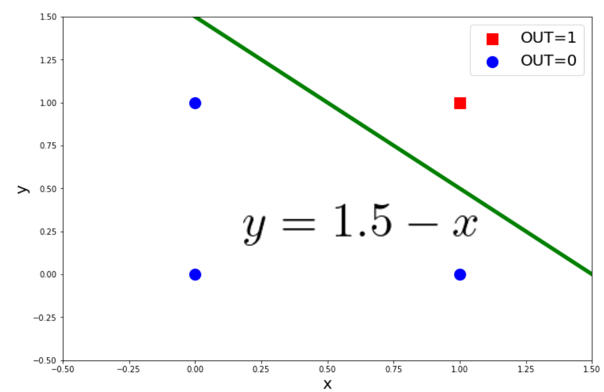
F. ROSENBLATT

Cornell Aeronautical Laboratory

AND演算

x	y	OUT
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

$$\phi = x + y - 1.5$$



MCPニューロンに学習規則を導入

機械学習＝データからルールを逆算が実現

パーセプトロンの学習ルール

データセット

i	$\vec{x}_i = (x_i, y_i)$	OUT_i
1	(0,0)	0
2	(1,0)	0
3	(0,1)	0
4	(1,1)	1

学習ルール

$$\phi(ax+by+c) = \mathrm{OUT} \rightarrow \text{何もしない}$$

$$\phi(ax+by+c) \neq \mathrm{OUT} \rightarrow \text{学習}$$

$$\text{誤差:}E = \mathrm{OUT} - \phi(ax+by+c)$$

$$(a,b,c) \rightarrow (a+Ex, b+Ey, c+E)$$

パーセプトロンの学習ルール１

学習すべき状況１

$$ax + by + c > 0 \to \phi(ax + by + c) = 1 \ \text{ and } \ \mathrm{OUT} = 0$$

$$誤差\!:\! E = \mathrm{OUT} - \phi(ax + by + c) = 0 - 1 = -1$$

学習ルール

$$(a, b) \to (a - x, b - y) = (a + Ex, b + Ey)$$

$$c \to c - 1 = c + E$$

パーセプトロンの学習ルール２

学習すべき状況２

$$ax + by + c \leq 0 \to \phi(ax + by + c) = 0 \ \text{ and } \ \mathrm{OUT} = 1$$

$$\text{誤差}: E = \mathrm{OUT} - \phi(ax + by + c) = 1 - 0 = 1$$

学習ルール

$$(a, b) \to (a + x, b + y) = (a + Ex, b + Ey)$$

$$c \to c + 1 = c + E$$

NOT演算の学習

$$\phi(ax+b) = \begin{cases} 1 & ax+b>0 \\ 0 & ax+b \le 0 \end{cases}$$

$$E = \mathrm{OUT} - \phi(ax+b)$$

$$(a,b) \to (a+Ex, b+E)$$

x	OUT
0	1
1	0

回数	a,b	x	ax+b	φ(ax+b)	OUT	E	a,b
1	0,0	0			1		
2		1			0		
3		0			1		
4		1			0		
5		0			1		
6		1			0		
7		0			1		
8		1			0		

AND演算の学習

$$E = \mathrm{OUT} - \phi(ax + by + c)$$

$$(a, b, c) \to (a + Ex, b + Ey, c + E)$$

x	y	OUT
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

回数	a,b,c	x,y	ax+by+c	ϕ(ax+by+c)	OUT	E	a,b,c
1	0,0,0	0,0			0		
2		1,0			0		
3		0,1			0		
4		1,1			1		
5		0,0			0		
6		1,0			0		
7		0,1			0		
8		1,1			1		
9		0,0			0		
10		1,0			0		
11		0,1			0		
12		1,1			1		
13		0,0			0		
14		1,0			0		
15		0,1			0		
16		1,1			1		

OR演算の学習

$$E = \mathrm{OUT} - \phi(ax + by + c)$$

$$(a, b, c) \to (a + Ex, b + Ey, c + E)$$

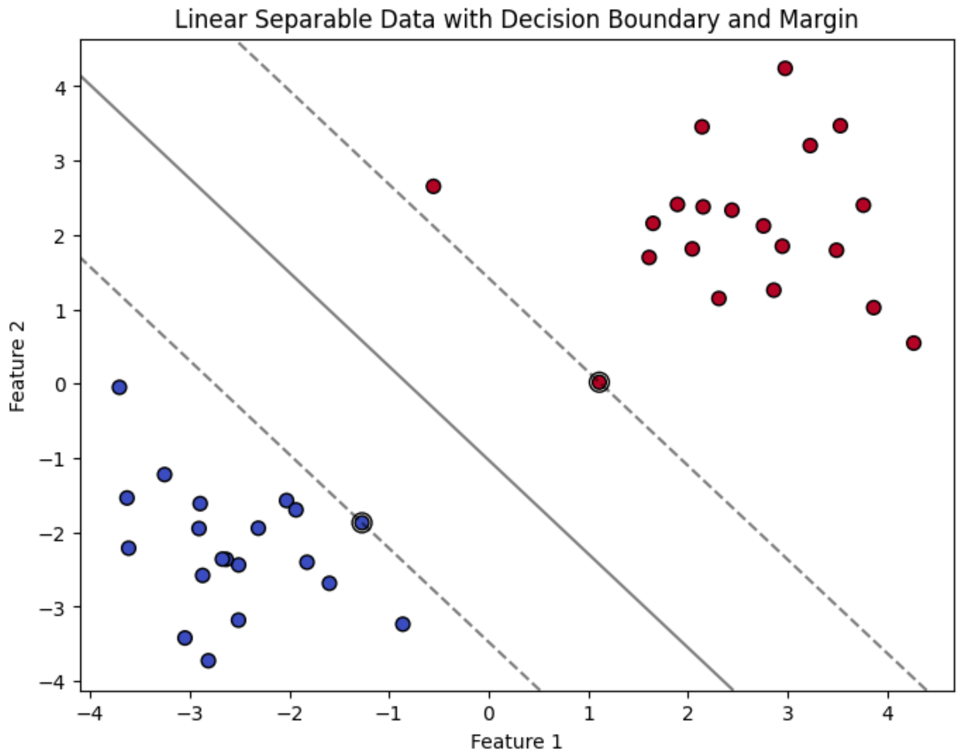
x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1

回数	a,b,c	x,y	ax+by+c	ϕ(ax+by+c)	OUT	E	a,b,c
1	0,0,0	0,0			0		
2		1,0			1		
3		0,1			1		
4		1,1			1		
5		0,0			0		
6		1,0			1		
7		0,1			1		
8		1,1			1		
9		0,0			0		
10		1,0			1		
11		0,1			1		
12		1,1			1		
13		0,0			0		
14		1,0			1		
15		0,1			1		
16		1,1			1		

パーセプトロンの学習収束定理

定理の前提条件　データセットの線形分離可能性

Novikoff(1962)が証明

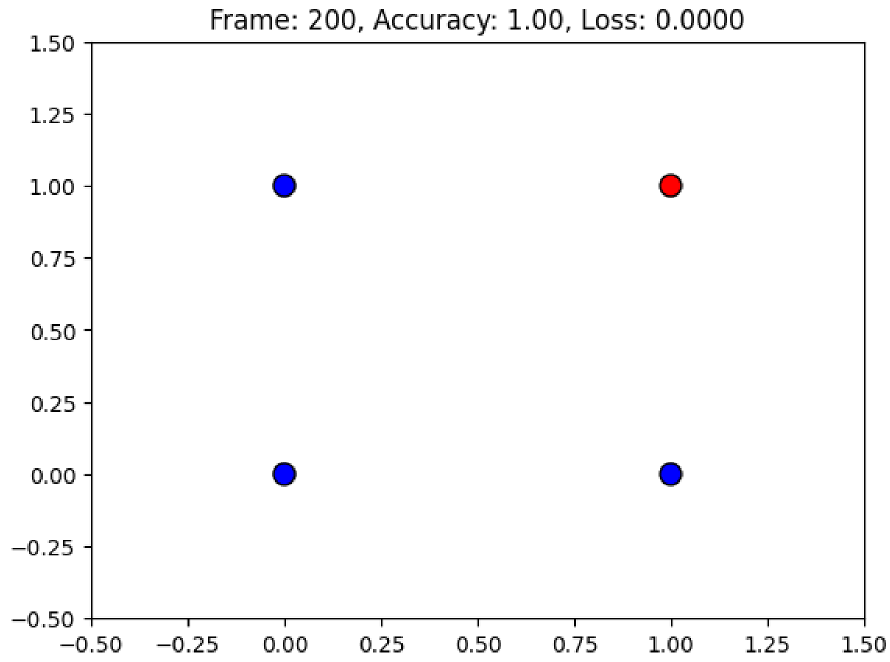


パーセプトロンの学習収束定理

パーセプトロンは有限回の学習でデータセットを正しく分類できる

AND演算の学習

x	y	OUT
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

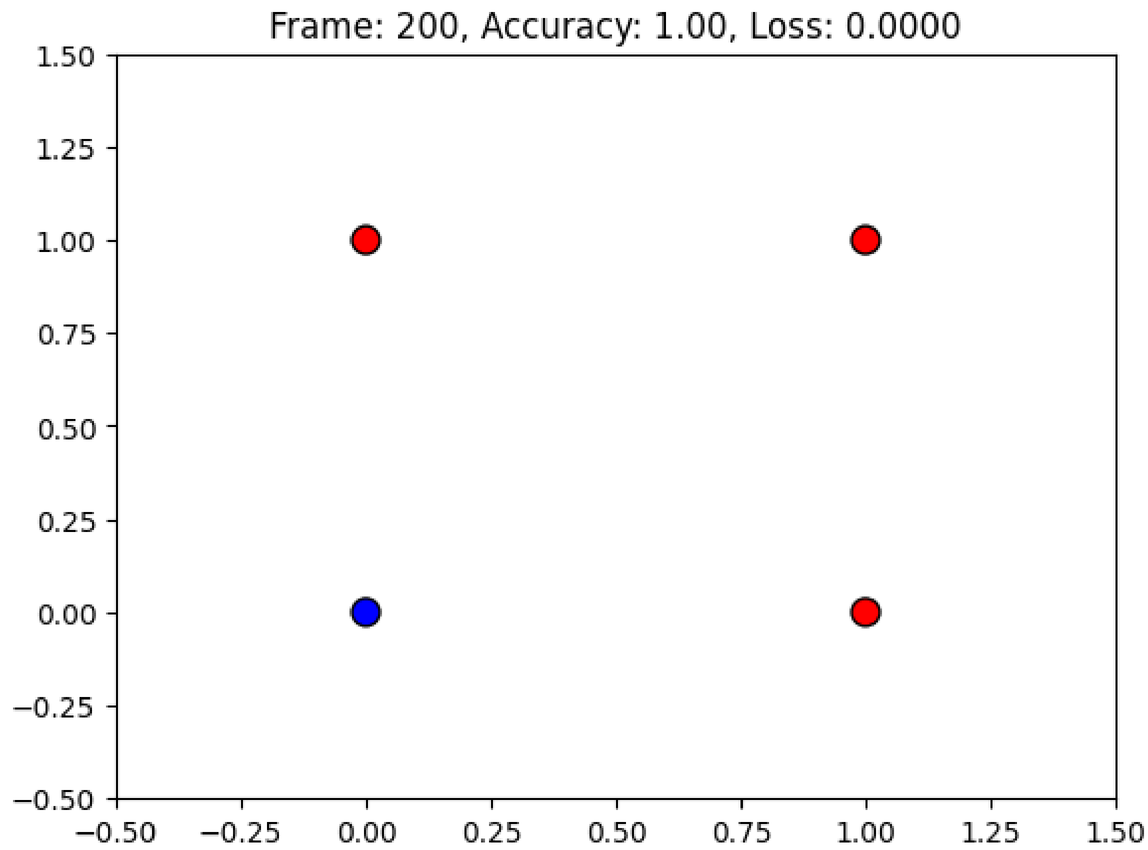


$$(a,b,c) \to (a+\eta Ex, b+\eta Ey, c+\eta E)$$

$\eta = 0.01$：学習率，イータ

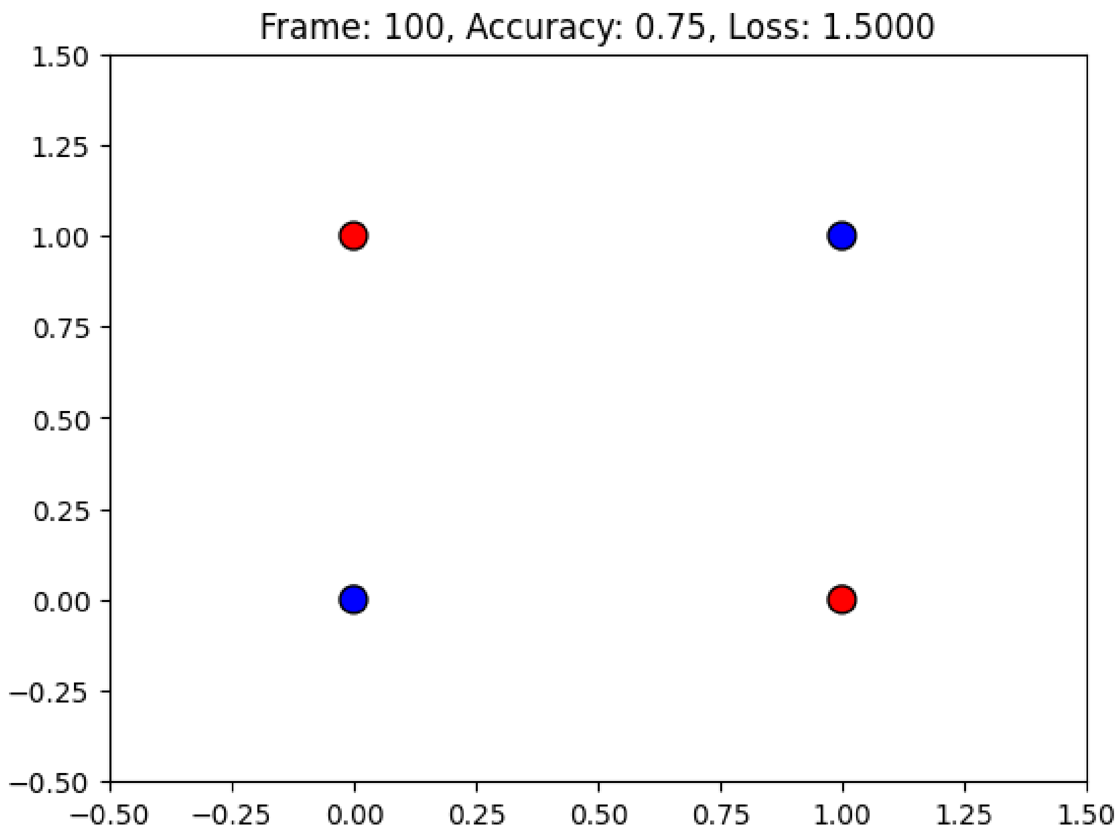
OR演算の学習

x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1



XOR演算の学習（失敗）

x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	0



XOR演算をどうする？

任意の論理計算はAND,OR,NOTを組み合わせて実現可

AND演算

x	y	OUT
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

OR演算

x	y	OUT
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1

NOT演算

x	OUT
0	1
1	0

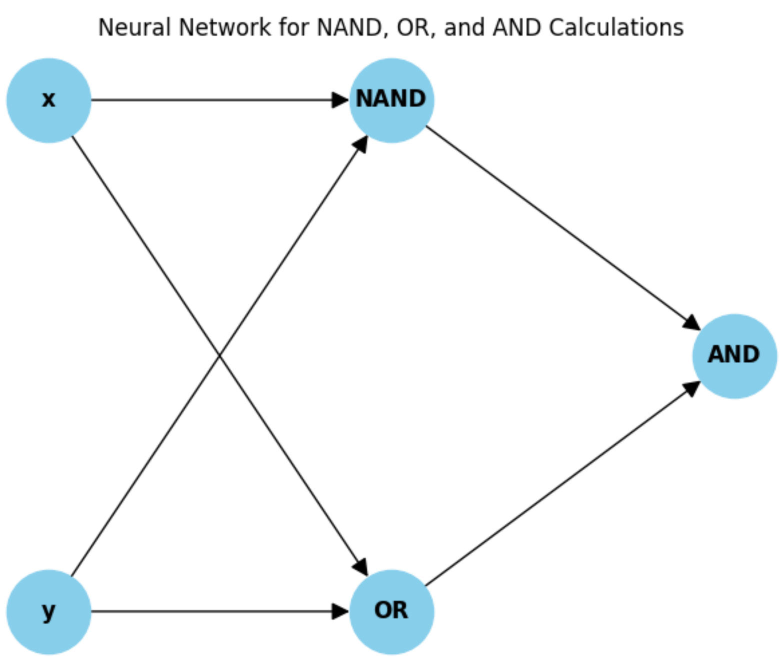
NAND演算

x	y	OUT
0	0	1
1	0	1
0	1	1
1	1	0

XOR演算をどうするか？

NAND,ORの出力をAND演算する＝XOR

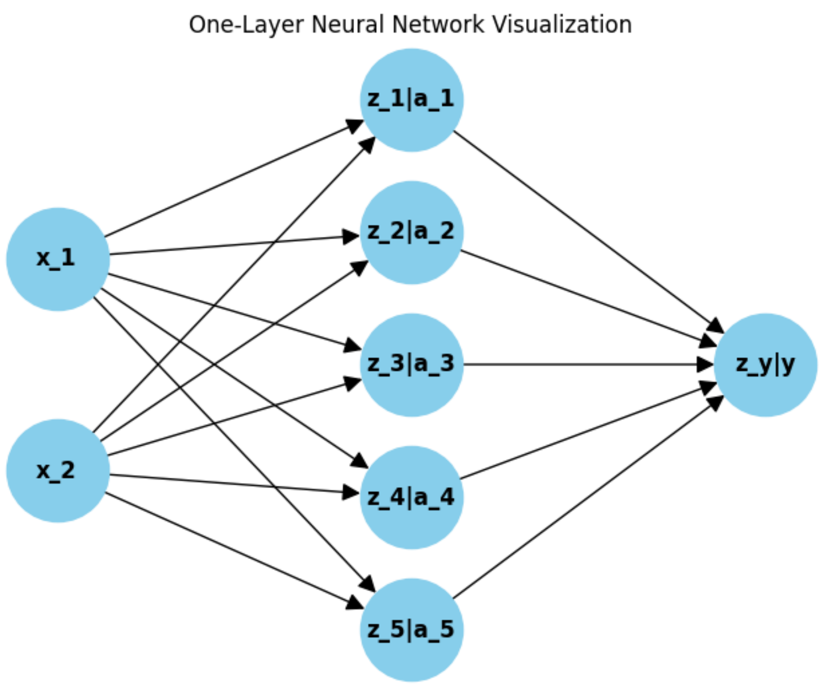
X	Y	OR	NAND	AND(OR,NAND)	XOR
0	0	0	1	0	0
1	0	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1
1	1	1	0	0	0

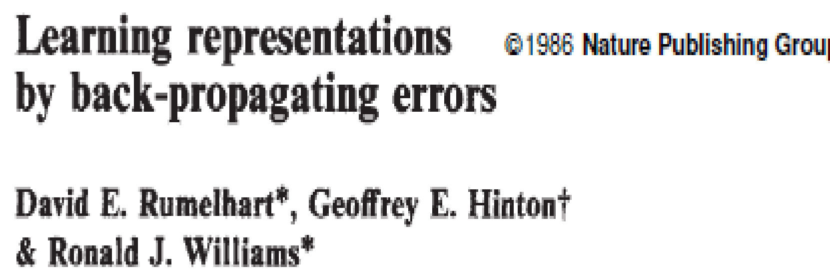


パラメータが9個

多層パーセプトロンの学習方法の発明

誤差逆伝播法（バックプロパゲーション）





Learning representations by back-propagating errors

David E. Rumelhart*, Geoffrey E. Hinton†
& Ronald J. Williams*

ニューラルネットの情報伝播

順伝播

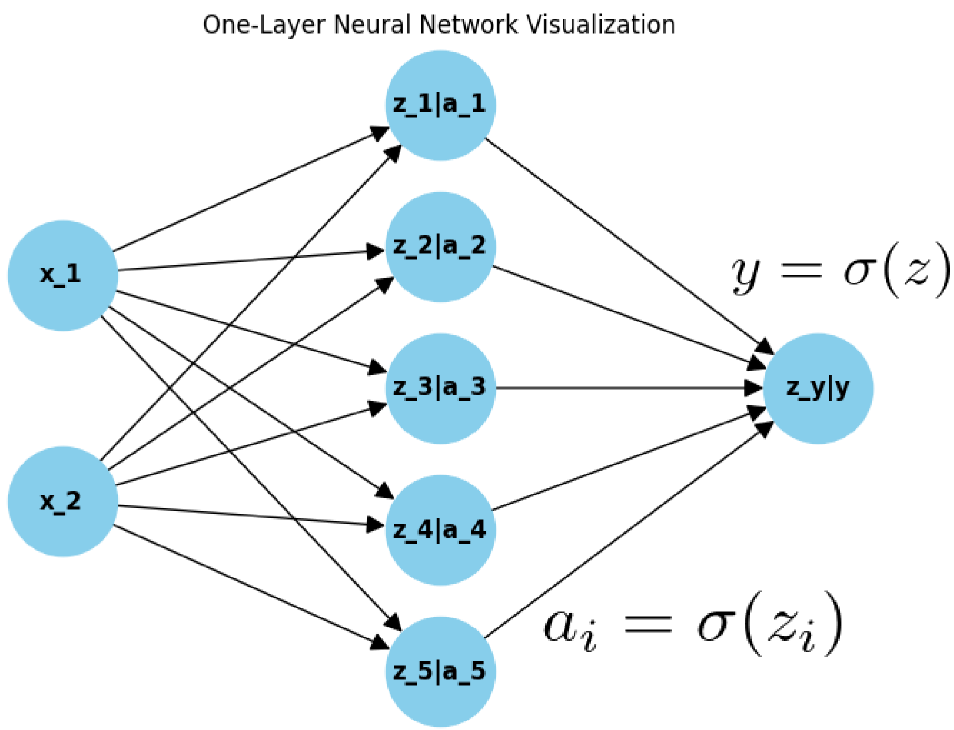
入力層から中間層 $(x_1, x_2) \rightarrow \{z_h = x_1 w_{1h} + x_2 w_{2h} + b_h\} \rightarrow \{a_h = \sigma(z_h)\}$

中間層から出力層 $\{a_h\} \rightarrow z_y = \sum_h a_h w_{hy} + by \rightarrow y = \sigma(z_y)$

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

誤差 $E = \dfrac{\partial L}{\partial z_y} = y - t$

損失 $L = -t \log y - (1-t)\log(1-y)$



難しいので説明は割愛：大学3年の授業で扱う

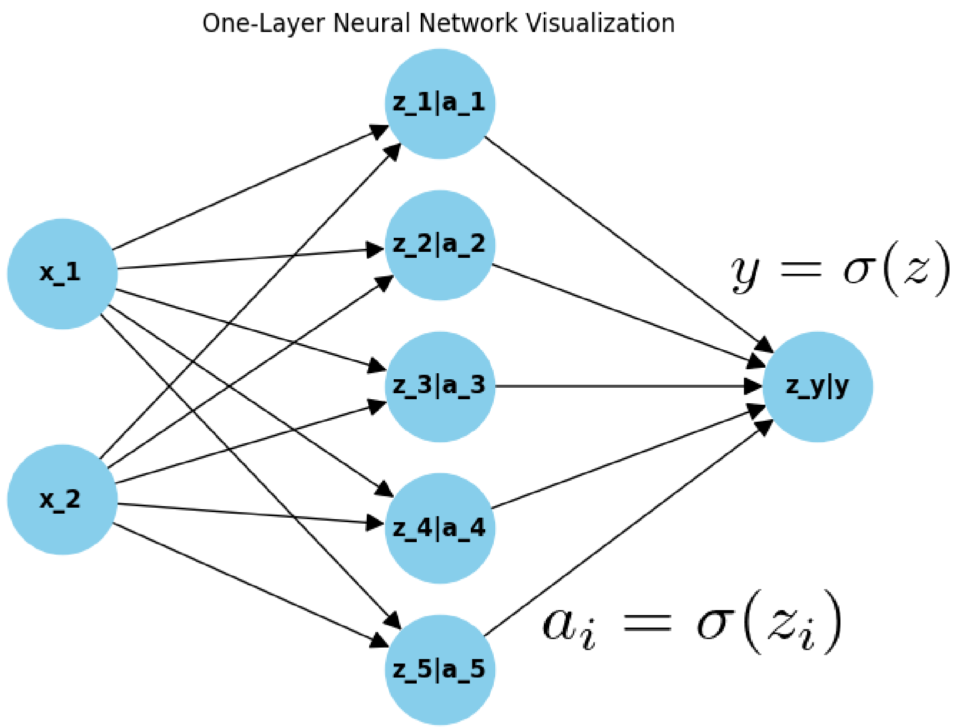
ニューラルネットの情報伝播

誤差 $$E = \frac{\partial L}{\partial z_y} = y - t$$

勾配 出力層から中間層 $$\frac{\partial L}{\partial w_{hy}} = E \cdot a_h \quad \frac{\partial L}{\partial b_y} = E \cdot 1 \quad \frac{\partial L}{\partial a_h} = E \cdot W_{hy}$$

誤差2 $$E_h = \frac{\partial L}{\partial z_h} = E \cdot W_{hy} a_h (1 - a_h)$$

勾配 中間層から入力層 $$\frac{\partial L}{\partial W_{1h}} = E_h x_1 \quad \frac{\partial L}{\partial W_{2h}} = E_h x_2 \quad \frac{\partial L}{\partial b_h} = E_h$$



難しいので説明は割愛：大学3年の授業で扱う

ニューラルネットの学習ルール

順伝播:$(x_1, x_2) \to \{z_h\} \to \{a_h\} \to z_y \to y \to L$

$$L = -t \log y - (1-t) \log(1-y)$$

$$E = y - t = \sigma(z_y) - t$$

逆伝播1:$w_{hy} \to w_{hy} - \eta E \cdot a_h$

$$b_y \to b_y - \eta E \cdot 1$$

$$E_h = E \cdot W_{hy} a_h (1 - a_h)$$

逆伝播2:$w_{1h} \to w_{1h} - \eta E_h x_1$

$$w_{2h} \to w_{2h} - \eta E_h x_2$$

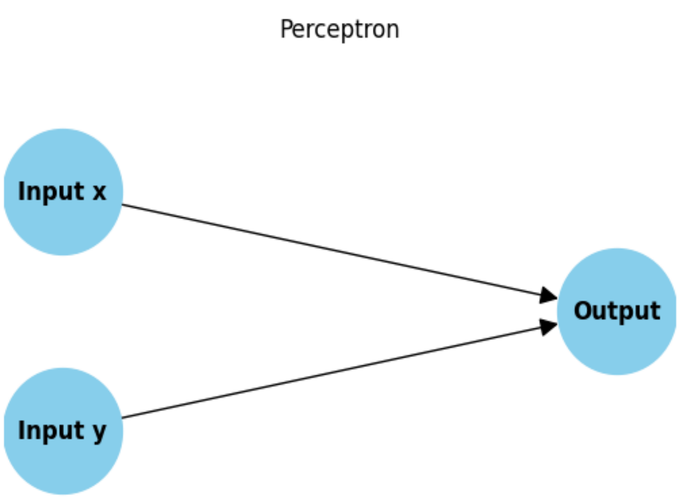
$$b_h \to b_h - \eta E_h \cdot 1$$

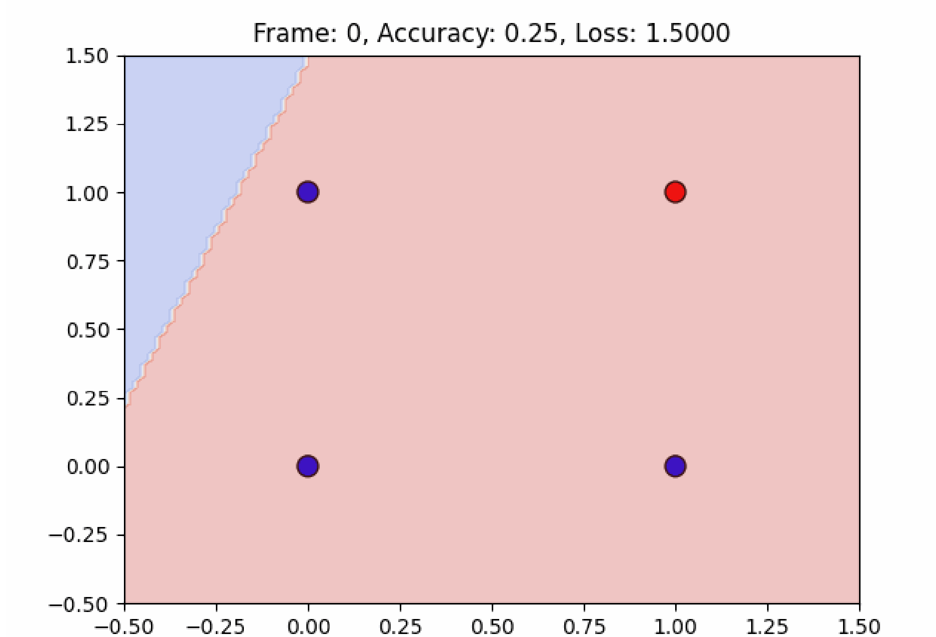
難しいので説明は割愛：大学3年の授業で扱う

パーセプトロンの学習ルールも逆伝播

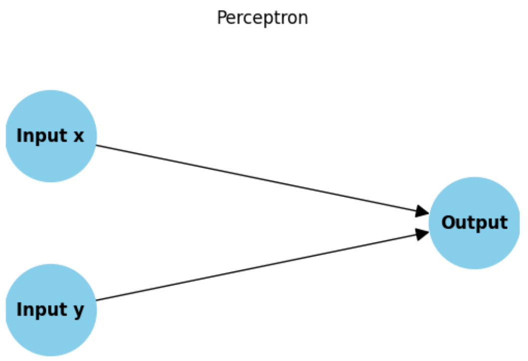
$$\text{順伝播：}\vec{x},\vec{w},c \to \phi(\vec{x}\cdot\vec{w}+c) \to \text{誤差}E=\mathrm{OUT}-\phi(\vec{x}\cdot\vec{w}+c)$$

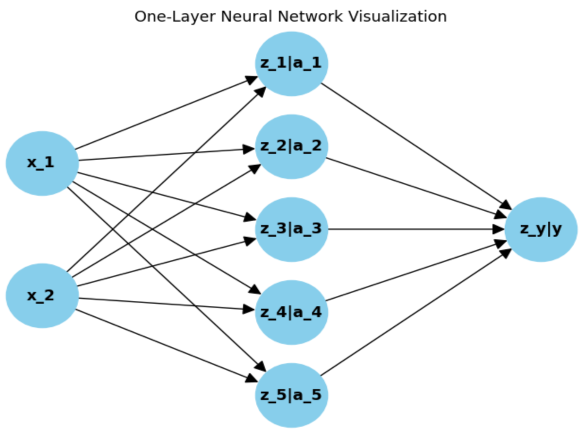
$$\text{逆伝播：}E \to (\vec{w}\to\vec{w}+E\vec{x}, \vec{c}\to c+E)$$

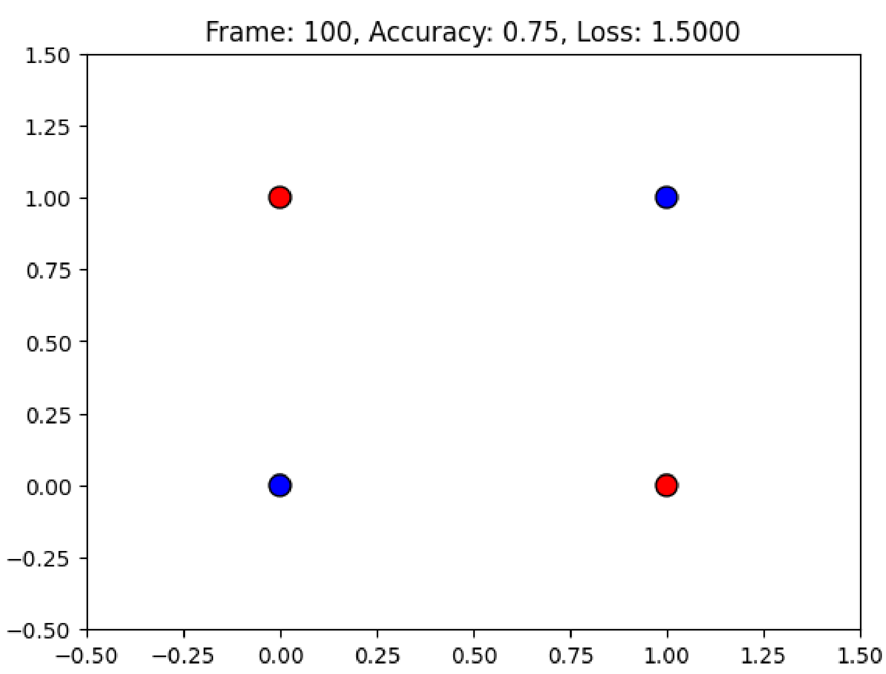


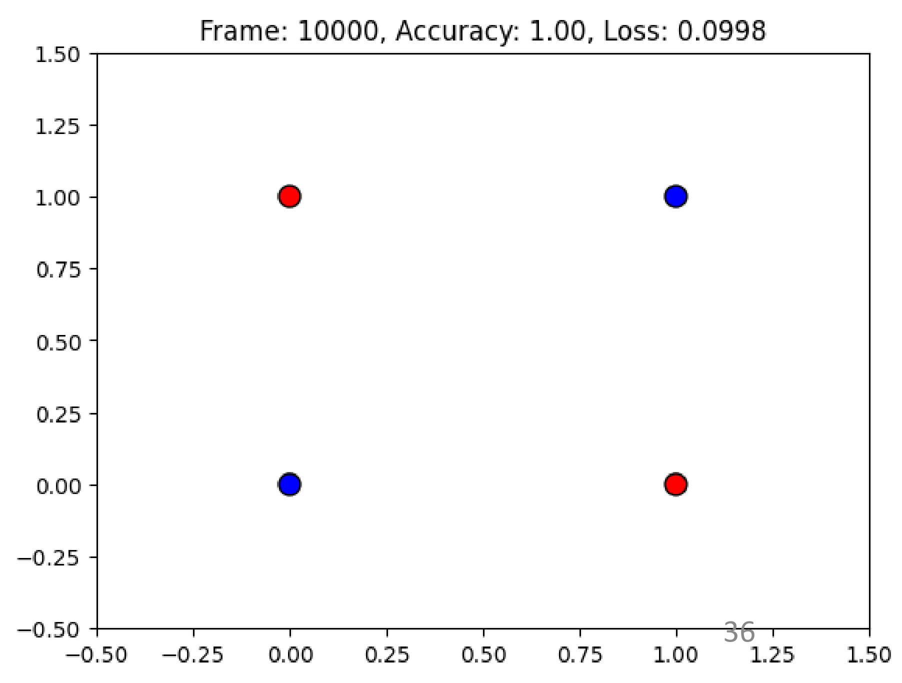


XOR演算の学習

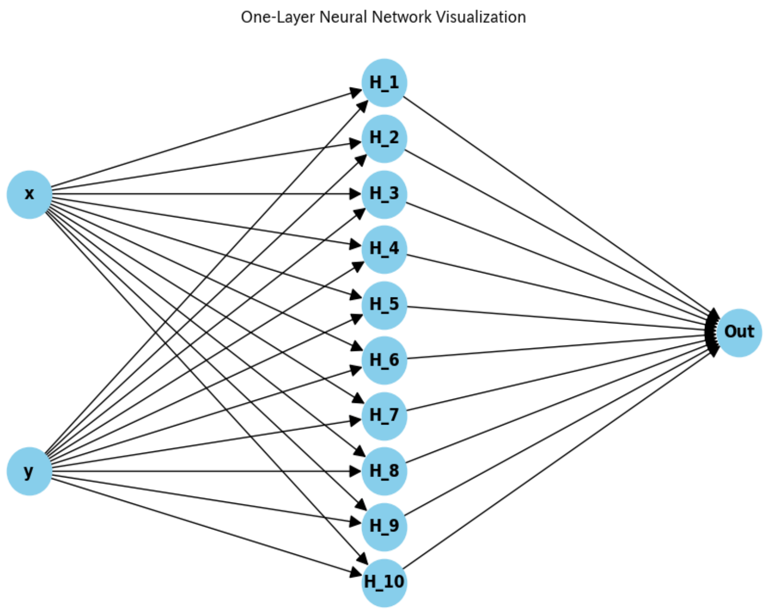

Perceptron
Input x
Input y
Output


One-Layer Neural Network Visualization
x_1
x_2
z_1|a_1
z_2|a_2
z_3|a_3
z_4|a_4
z_5|a_5
z_y|y

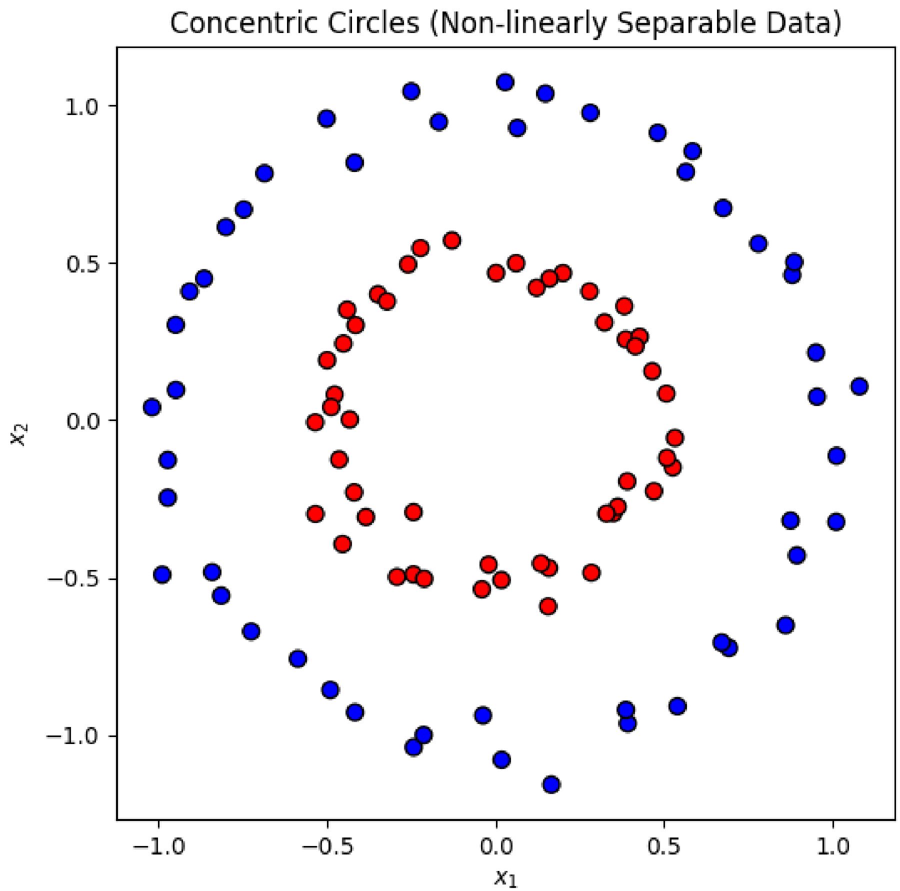

Frame: 100, Accuracy: 0.75, Loss: 1.5000
1.50
1.25
1.00
0.75
0.50
0.25
0.00
−0.25
−0.50
−0.50 −0.25 0.00 0.25 0.50 0.75 1.00 1.25 1.50


Frame: 10000, Accuracy: 1.00, Loss: 0.0998
1.50
1.25
1.00
0.75
0.50
0.25
0.00
−0.25
−0.50
−0.50 −0.25 0.00 0.25 0.50 0.75 1.00 1.25 1.50

同心円パターンの学習

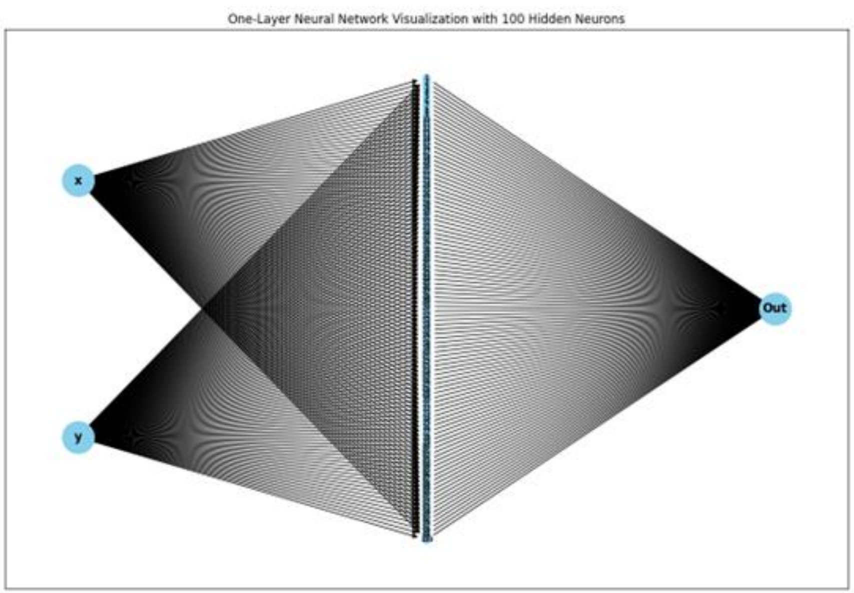


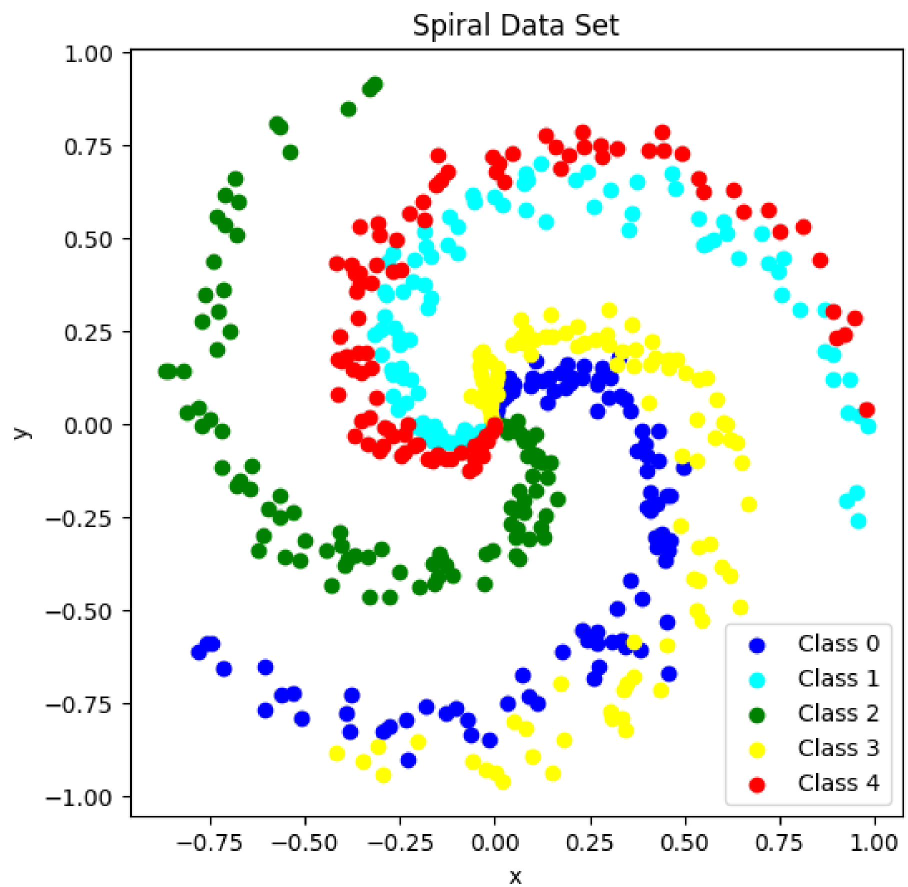
One-Layer Neural Network Visualization
x
y
H_1
H_2
H_3
H_4
H_5
H_6
H_7
H_8
H_9
H_10
Out



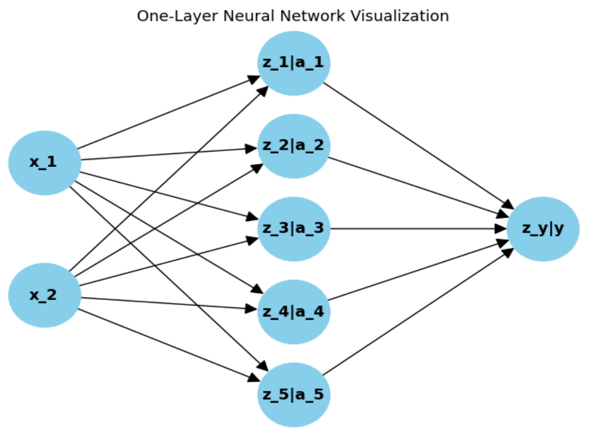
Concentric Circles (Non-linearly Separable Data)
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
x_2
−1.0
−0.5
0.0
0.5
1.0
x_1

スパイラルパターンの学習

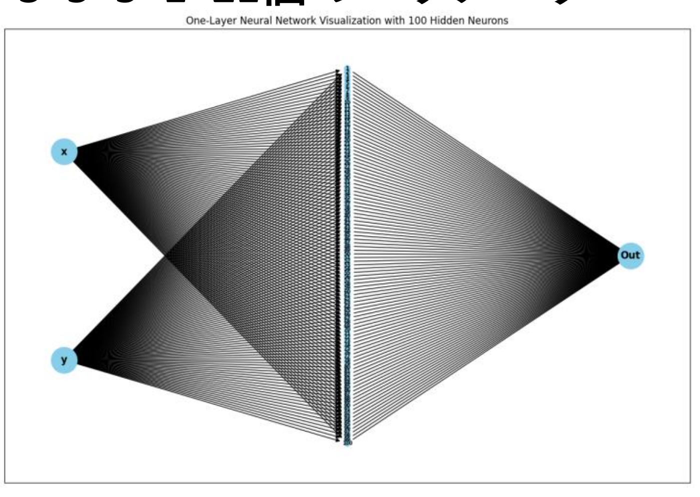




スパイラルパターンの学習

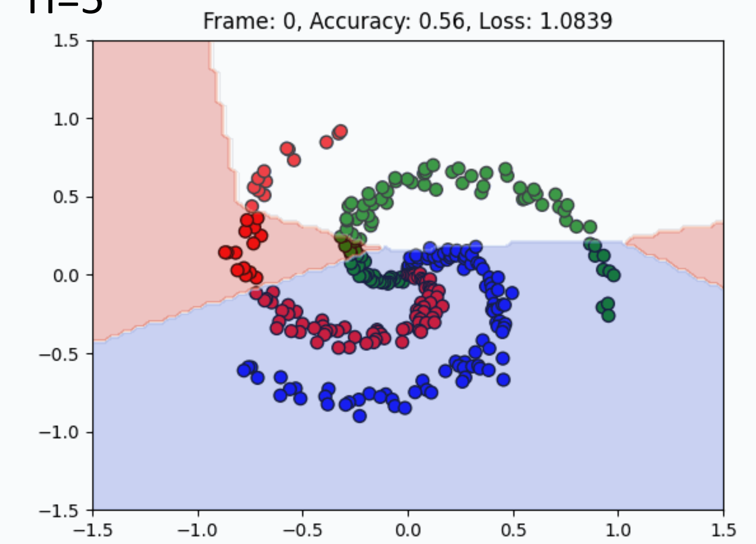


H=5：中間層のニューロン数
3*5+5+1=21個のパラメータ

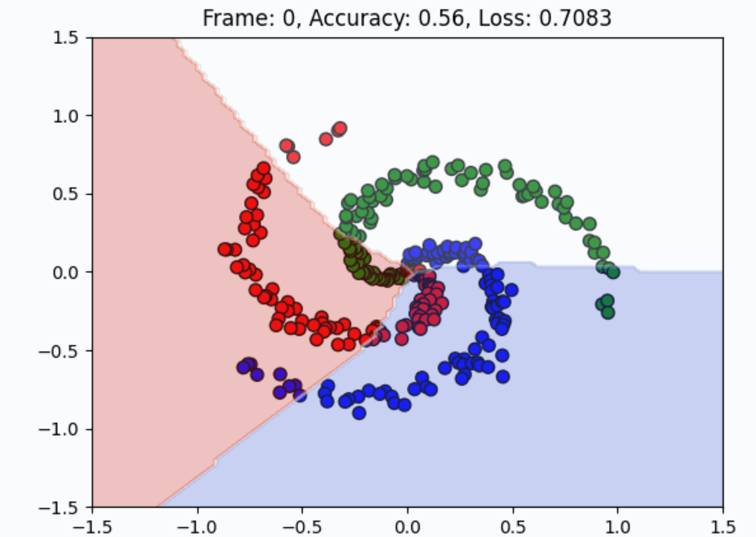


H=100：中間層のニューロン数
3*100+100+1=401個のパラメータ

H=5



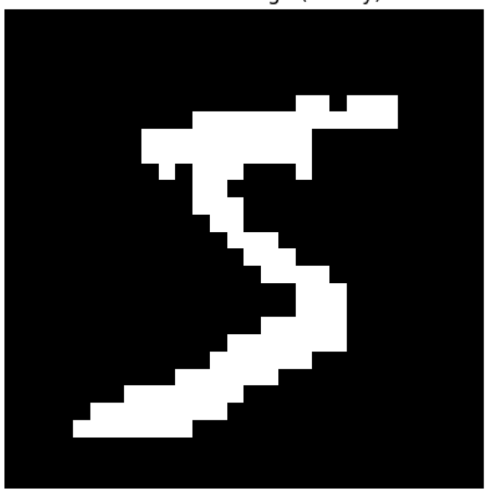
H=100

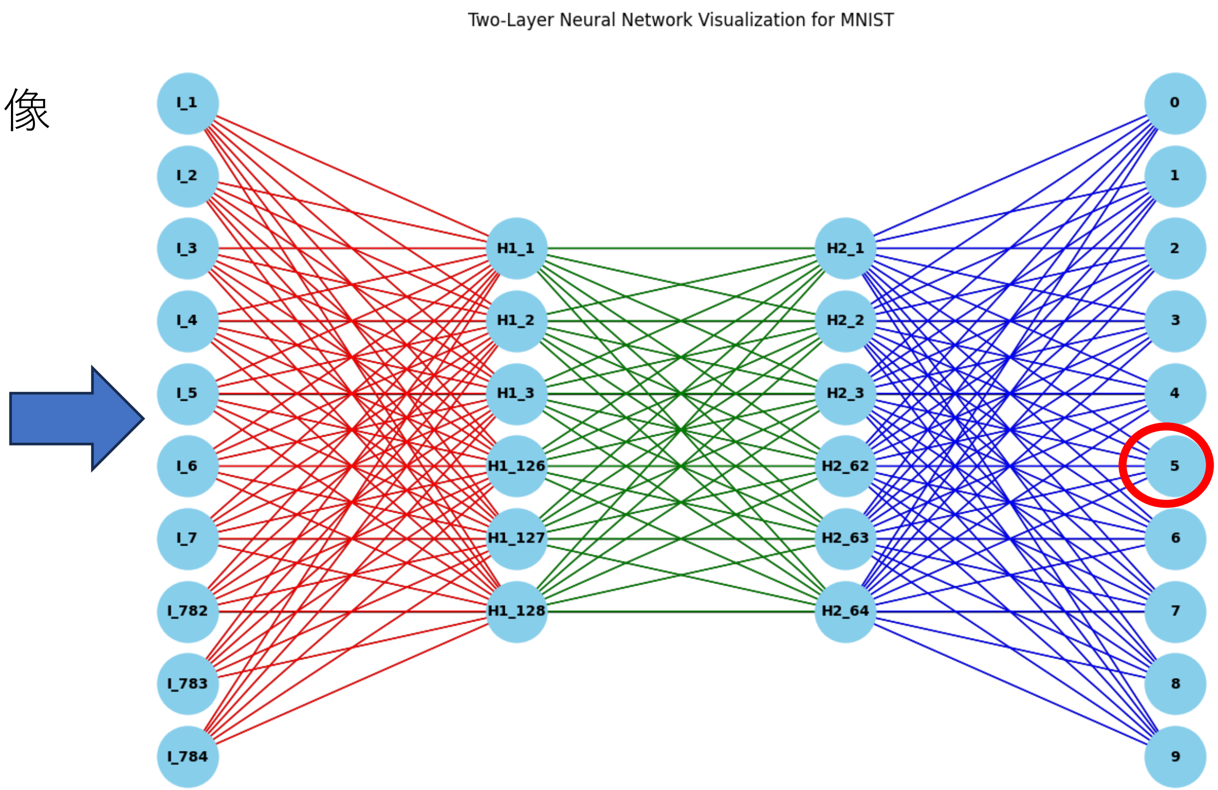


ルールベースからデータでの訓練へ

28×28＝784ピクセルの
0(白)，1（黒）手書き数字画像

First MNIST Image (Binary)



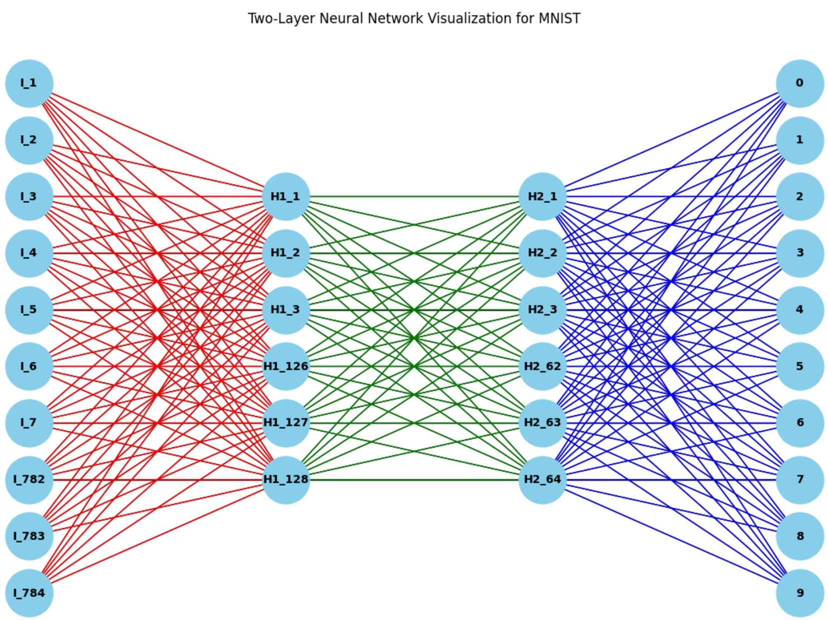


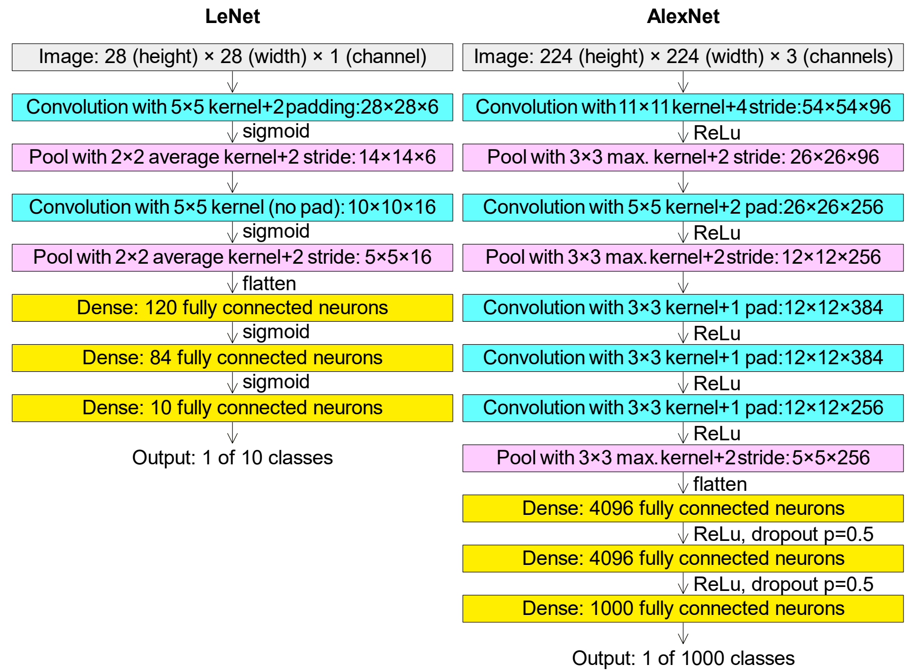
参考：MNISTデータセットは
256段階のグレースケール画像

**識別のためのルールを
データから自動で学ぶ**

ディープラーニング

LeNet, Le Cun et. al.,1998
AlexNet, A.Krizhevsky el.al. 2012





https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=104937230による

中間層が２層以上～数十層
中間層を増やせば学習能力は向上
その代わり、学習時間と膨大なデータが必要

３．AIの歴史

- １９５６年ダートマス会議「人工知能」という用語が誕生

AIの黎明期:1950年代

１９４７年　アラン・チューリングが人工知能のコンセプトを提唱
１９５０年　チューリングテストを考案
　　コンピュータと人間が同等の知能を持っているかを評価

A. M. Turing (1950) Computing Machinery and Intelligence. *Mind 49:* 433-460.

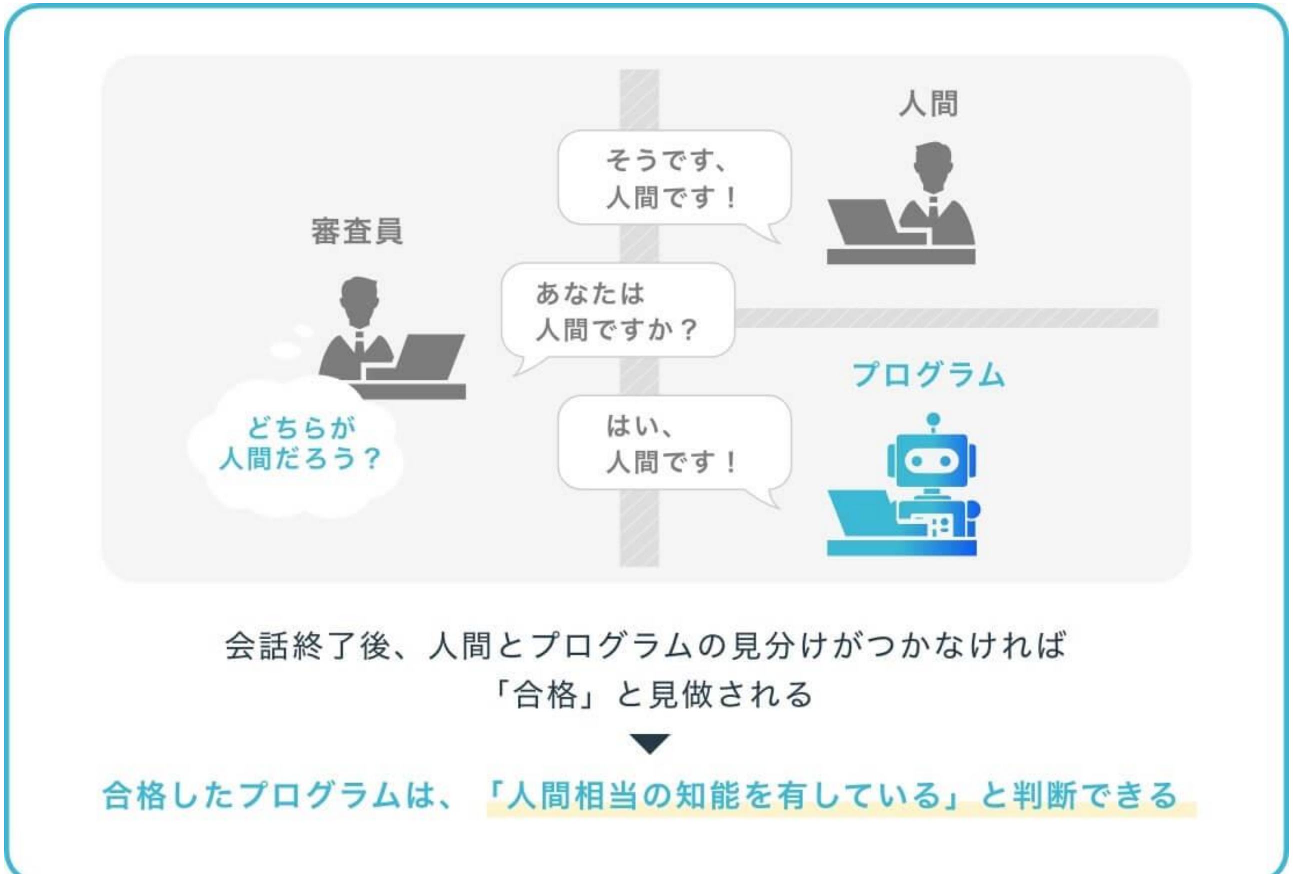
COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE

By A. M. Turing

I propose to consider the question, "Can machines think?"

チューリングテスト(1950)

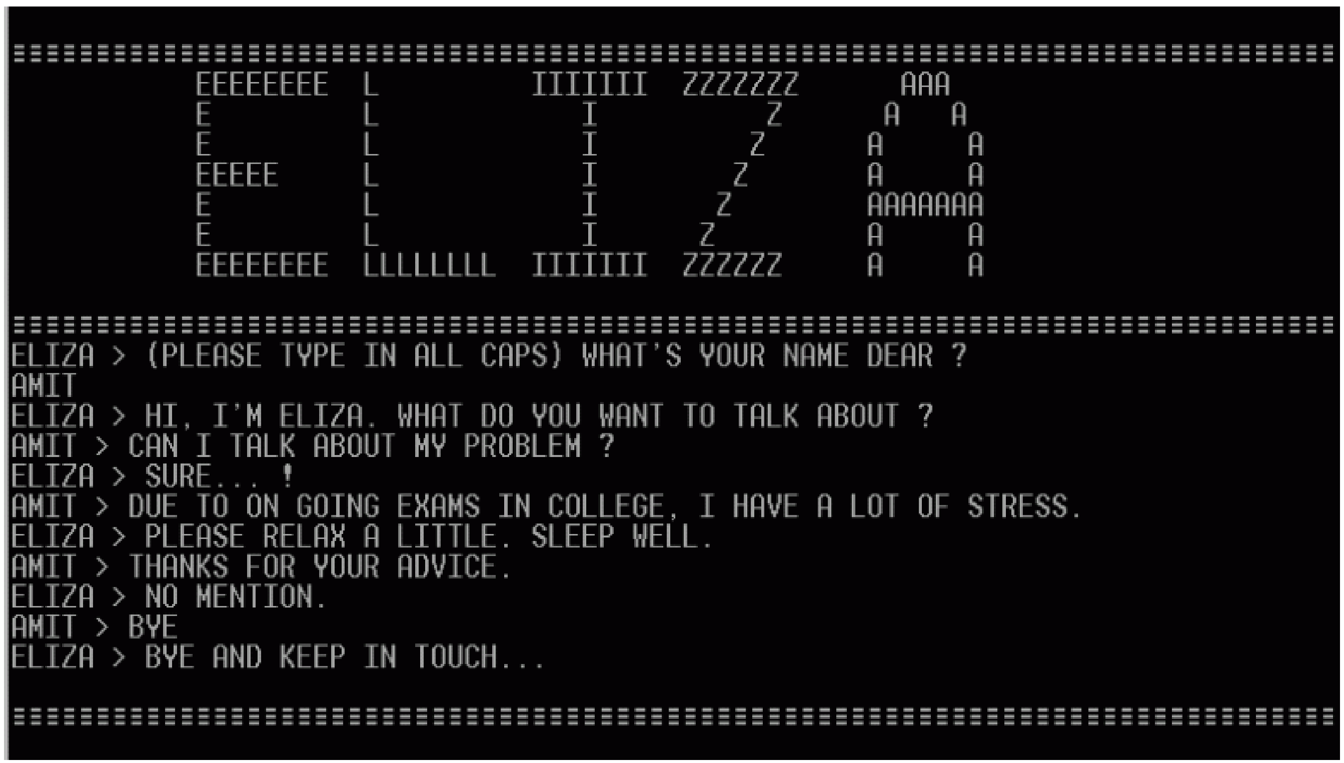
- 評価者（対話相手が人間かAIか判定）
- 参加者　一人は人間、もう一人はAI
- 対話はキーボードベースで5分間
- 半数以上の評価者がAIと人間の区別つかない場合、AIはテストに合格



[チューリングテストとは？目的・やり方・本質をわかりやすく解説 (aismiley.co.jp)](aismiley.co.jp)

1966年 ELIZA誕生：チャットボット

ELIZAが備えていた応答ルールは200種類

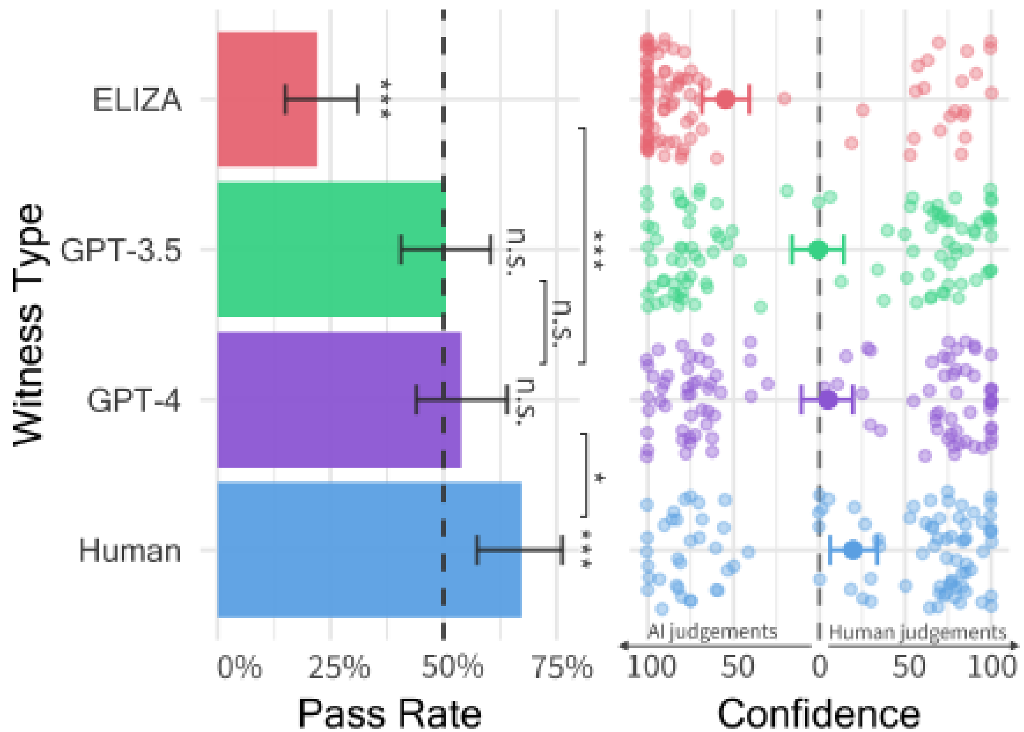


People cannot distinguish GPT-4 from a human in a Turing test

arXiv:2405.08007

Cameron R. Jones
Department of Cognitive Science
UC San Diego

Benjamin K. Bergen
Department of Cognitive Science
UC San Diego



GPT-4は54％の確率で人間と判断された。
GPT-4を人間だと考えたときには平均73％の確信を持っていた。

ELIZA vs. ChatGPT

ELIZAはルールベースAI

- あらかじめAIの**動作ルールをプログラムに書いている**
- 動作ルールを書ける程度の問題ならうまく動く
- 動作ルールにない状況では挙動不審になる

ChatGPTはデータで学習したAI

GPT=Generative Pretrained Transformer

- あらかじめ**動作ルールは莫大な文書で学習**:Pretrained
  学習モデルがTransformerというニューラルネットワークモデル
- チャットでの出力もデータ（人も）で学習
- 動作ルールにない状況でも概ね大丈夫（時々、嘘をつく）

まとめ

初期AIの時代（～1980年代）

ルールベースのAIの限界

人がルールや知識を体系的に整理し、AIに与えるのには限界がある
第1次＋第2次ＡＩブーム

1948:MCP Neuron
1956:Perceptron
1966:Eliza

予測AIの時代（～2020年）

1986:Neural Network Model
Back Propagation
2012: Deep Learning (Alex Net)
2014:Alpha Go
2017:Transformer

データで訓練する時代

AIが自力で知識・ルールを獲得する
第3次AIブーム

生成AIの時代（2020年代～）

2020:GPT3
2023:GPT4
2024:SORA

人とAIの境界が見えなくなる時代

予測AIは主に未来の数値や状態を予測するために使われるのに対し、
生成AIは新しいデータを創出するために使われます。