

法医学における AI画像学習の基礎

第46回法医学勉強会

2022年5月14日

山田 亮

画像あるところに、AI学習あり

画像あるところに、AI学習あり

- 医学のどこに画像があるか

画像あるところに、AI学習あり

- 医学のどこに画像があるか
 - 放射線診断画像
 - 病理診断画像
 - 基礎医学研究画像

画像あるところに、AI学習あり

- 医学のどこに画像があるか
 - 放射線診断画像
 - 病理診断画像
 - 基礎医学研究画像
- 法・犯罪のどこに画像があるか

画像あるところに、AI学習あり

- 医学のどこに画像があるか
 - 放射線診断画像
 - 病理診断画像（顕微標本画像）
 - 基礎医学研究画像
- 法・犯罪のどこに画像があるか
 - 犯罪に関わる写真・映画
 - 犯罪に関わる人の
 - 放射線診断機器の画像
 - 顕微標本画像
 - その他：模様（生体認証対象物：歯形・指紋・虹彩・・・）

画像あるところに、AI学習あり

- 医学のどこに画像があるか
 - 放射線診断画像
 - 病理診断画像（顕微標本画像）
 - 基礎医学研究画像
- 法・犯罪のどこに画像があるか
 - 犯罪に関わる写真・映画
 - 犯罪に関わる人の
 - 放射線診断機器の画像
 - 顕微標本画像
 - その他：模様（生体認証対象物：歯形・指紋・虹彩・・・）

例

- 死後CTによる致死性頭部外傷の判定

PAPER

PATHOLOGY/BIOLOGY

J Forensic Sci, November 2020, Vol. 65, No. 6
doi: 10.1111/1556-4029.14502
Available online at: onlinelibrary.wiley.com

Jack Garland,¹ B.Med.; Benjamin Ondruschka,² M.D.; Simon Stables,³ M.B.Ch.B.; Paul Morrow,³ M.D.; Kilak Kesha,³ M.B.B.S.; Charley Glenn,³ M.D.; and Rexson Tse ^{3,4} M.D.

Identifying Fatal Head Injuries on Postmortem
Computed Tomography Using Convolutional
Neural Network/Deep Learning: A Feasibility
Study

例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

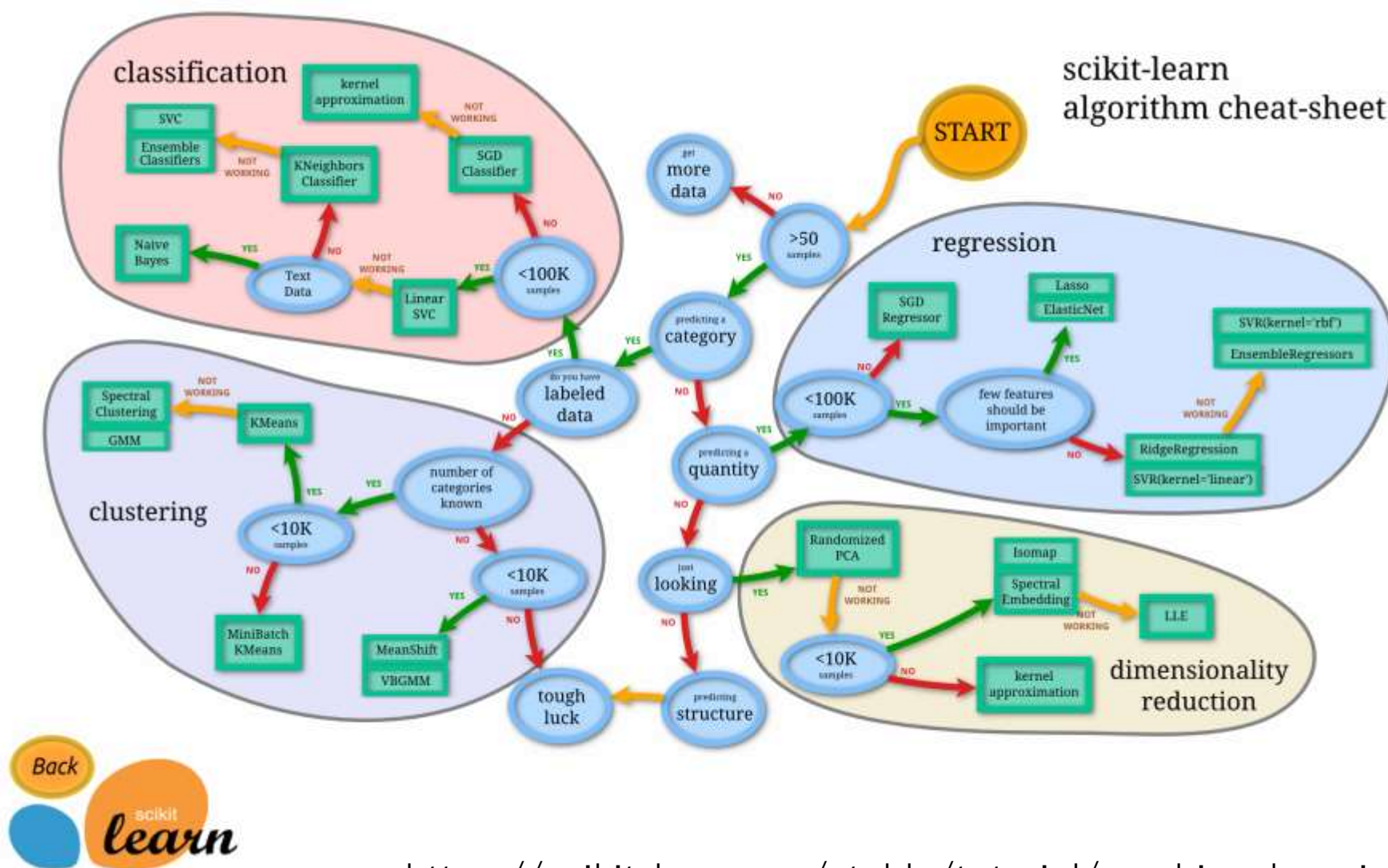
Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Kurilová ⁴, Silvester Kosmel' ⁵, Radoslav Beňuš ⁶, Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kuracinová ⁹, Michal Palkovič ^{9,10} and Ivan Varga ¹¹

1. Biological age determination [8,9,16–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

機械学習・AI学習とは

- 学習、一般的に
- 2つのことを考える
 - (1) 「学習」という「仕事」のタイプ
 - (2) 「学習」の手法

学習の仕事のタイプ



例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Kurilová ⁴, Silvester Kosmel' ⁵, Radoslav Beňuš ⁶, Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kuracinová ⁹, Michal Palkovič ^{9,10} and Ivan Varga ¹¹

1. Biological age determination [8,9,16–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

Use of advanced artificial in

回歸 年齡推定

1. Biological age determination [8,9,16–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ³, Jozef Beňuš ⁴,
Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Miláčiková ⁹, Jozef Beňuš ⁶,
Jozef Beňuš ¹⁰, Jozef Beňuš ¹¹

分類

1. Biological age determination [14–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Šteňuš ⁶,
Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kura

次元削減

1. Biological age determination [8,9,16]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Beňuš ⁶,
Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kur

顔の場所ごとに
軟部組織の厚み
を推定
回帰

1. Biological age determination [8,9,
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

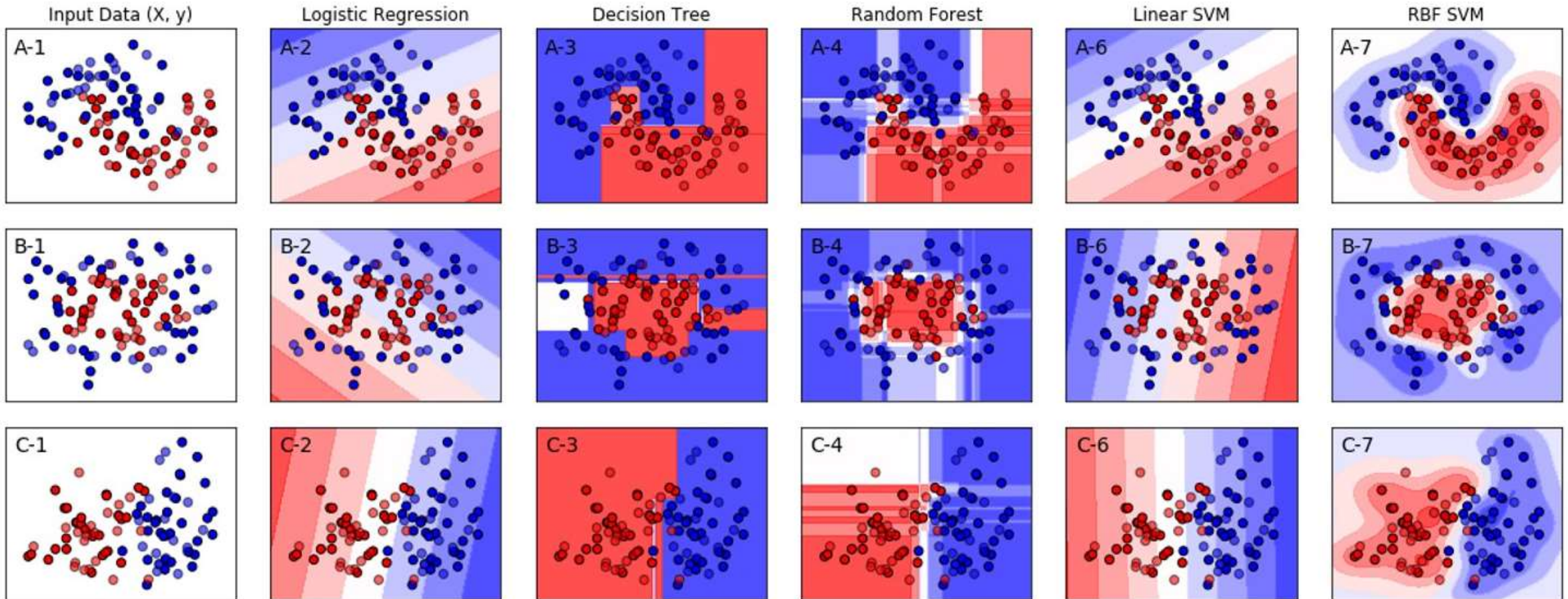
Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika K... ⁴, Ladoslav Beňuš ⁶,
Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kuraciová ⁹, ... ¹¹

顔の場所ごとに
軟部組織の厚み
を予測
予測

1. Biological age determination [8,9]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric lar... [51]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

学習の方法

Comparing Classification Methods

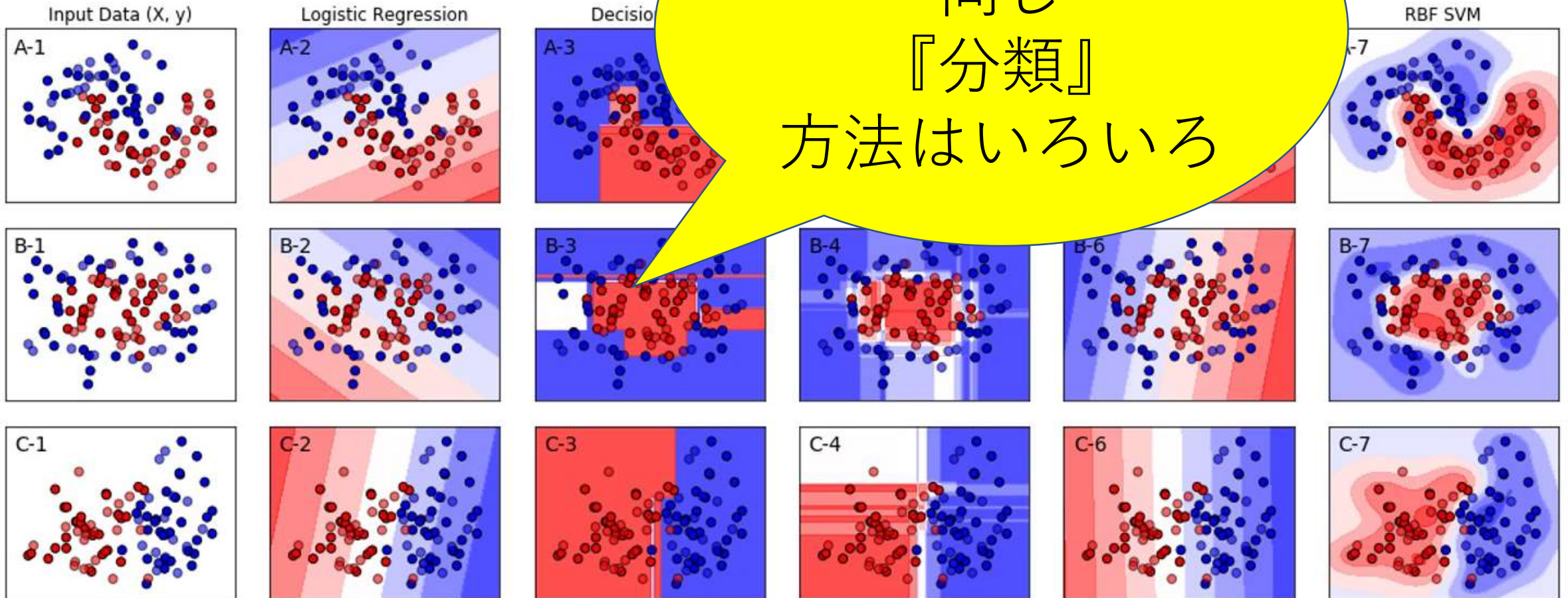


Example adapted from Scikit-learn open-source developer guide, Code source: Gaël Varoquaux, Andreas Müller; 2018
https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/classification/plot_classifier_comparison.html

学習の方法

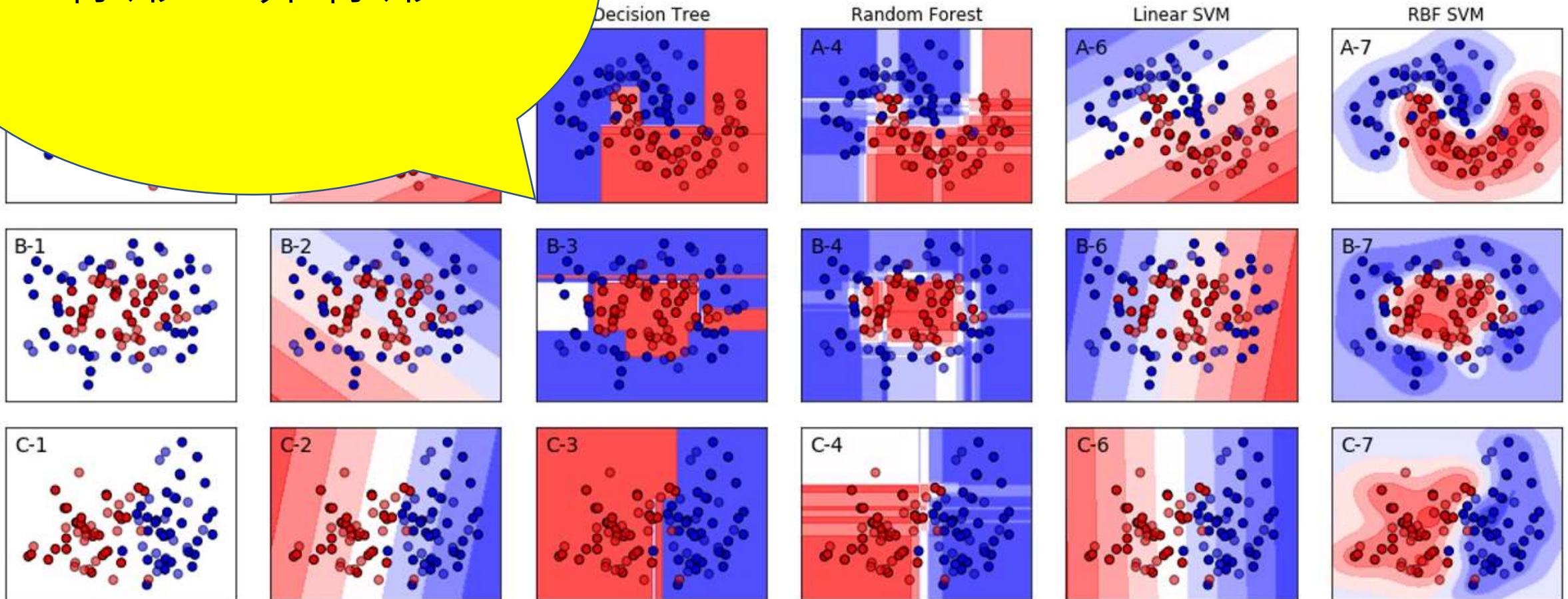
Comparing Classification Methods

仕事の種類は
同じ
『分類』
方法はいろいろ



線形と非線形

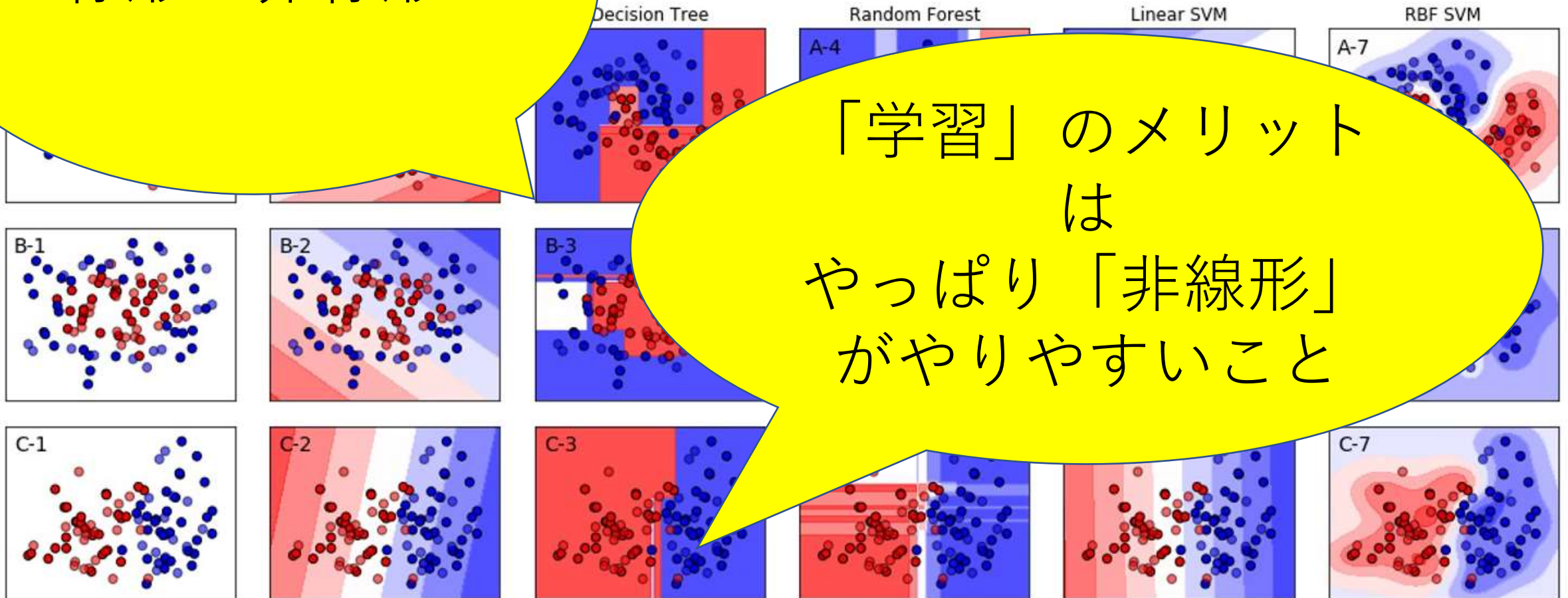
Classification Methods



Example adapted from Scikit-learn open-source developer guide, Code source: Gaël Varoquaux, Andreas Müller; 2018
https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/classification/plot_classifier_comparison.html

線形と非線形

Classification Methods



「学習」のメリット
は
やっぱり「非線形」
がやりやすいこと

画像の学習の方法

- CNN 一択！

画像の学習の方法

- CNN 一択！
 - C : Convolutional 畳み込み
 - NN : Neural Network ニューラルネットワーク

画像の学習の方法

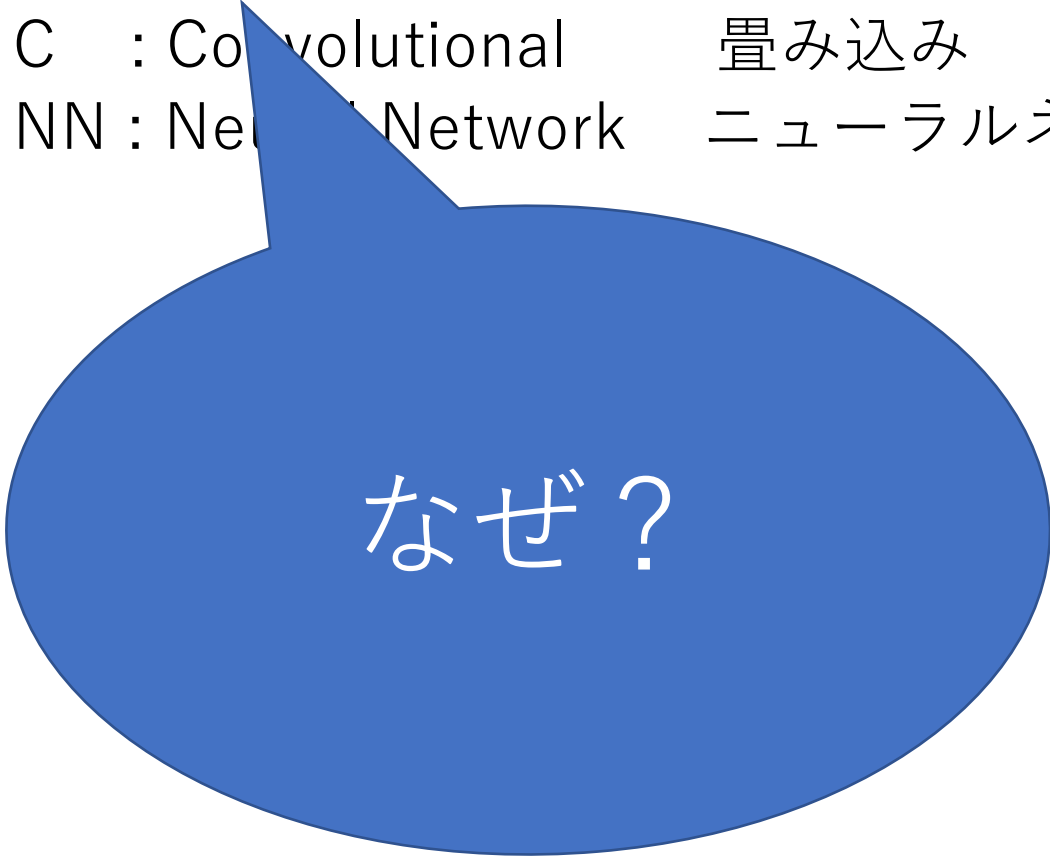
- CNN 一択！
 - C : Convolutional 畳み込み
 - NN : Neural Network ニューラルネットワーク



CNNが解ればよい！

画像の学習の方法

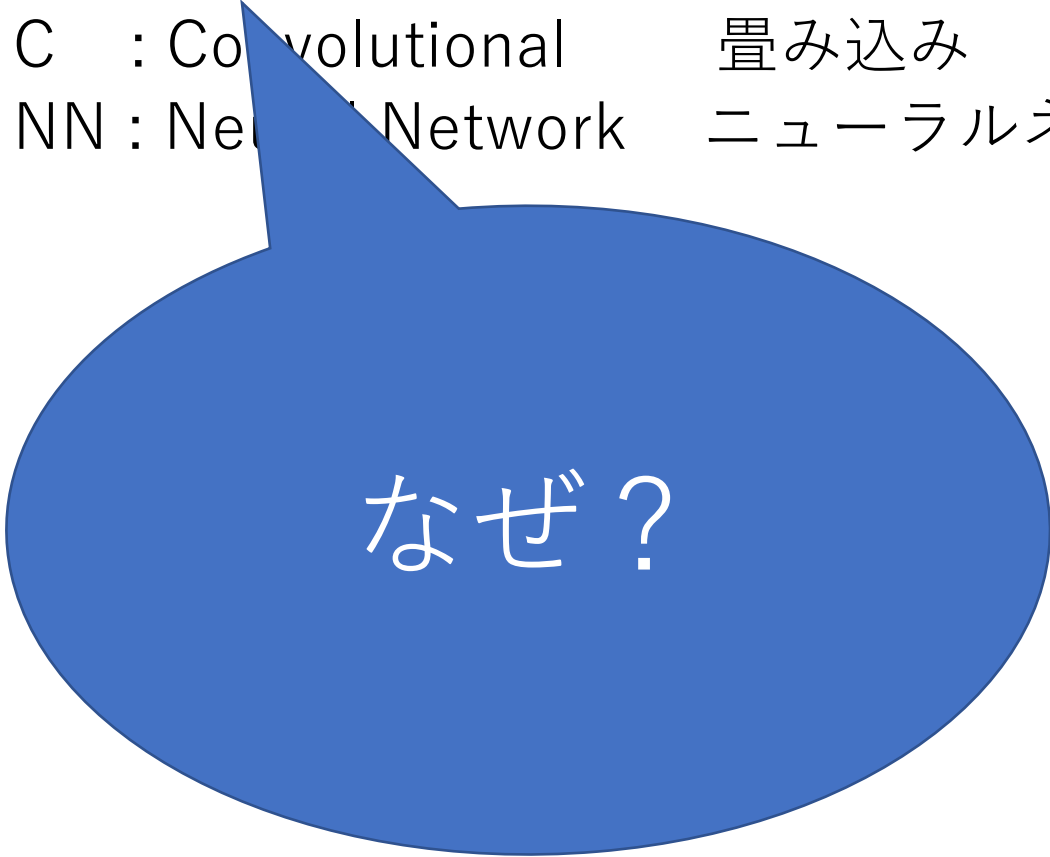
- CNN 一択！
 - C : Convolutional 畳み込み
 - NN : Neural Network ニューラルネットワーク



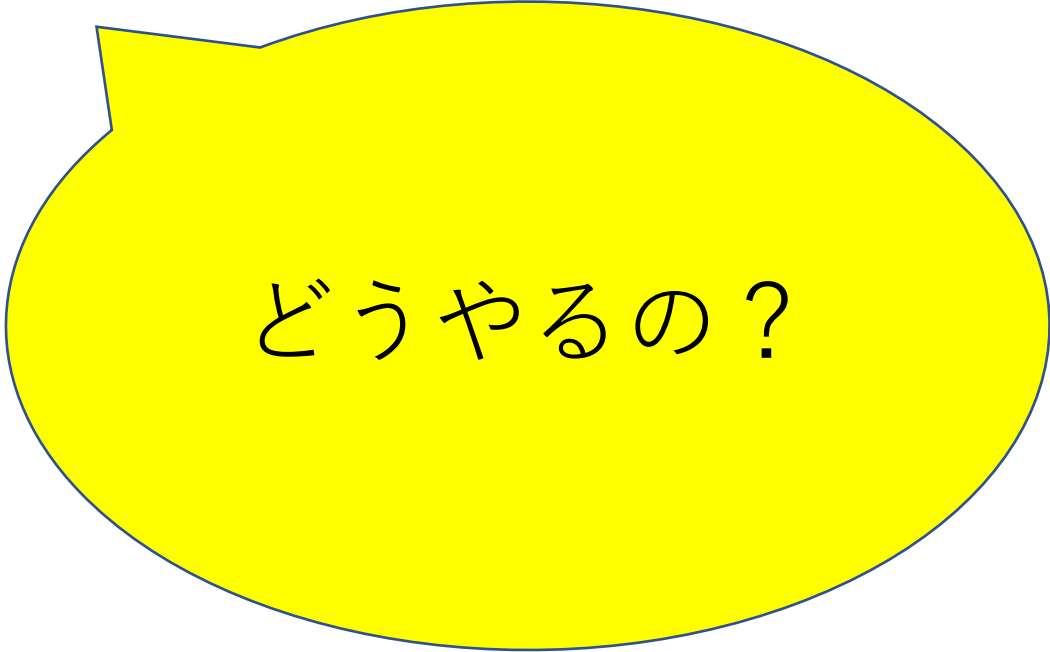
なぜ？

画像の学習の方法

- CNN 一択！
 - C : Convolutional 畳み込み
 - NN : Neural Network ニューラルネットワーク



なぜ？



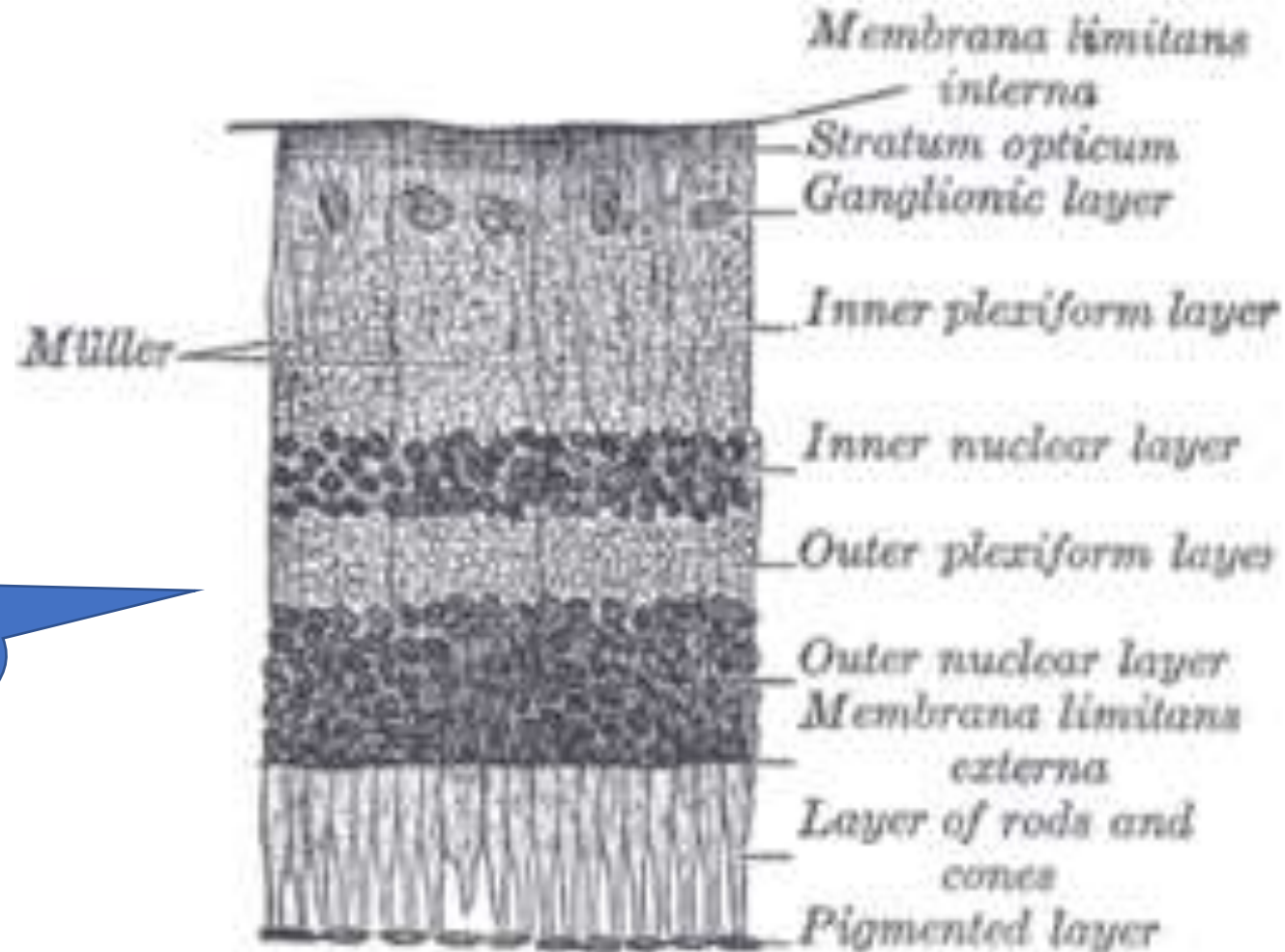
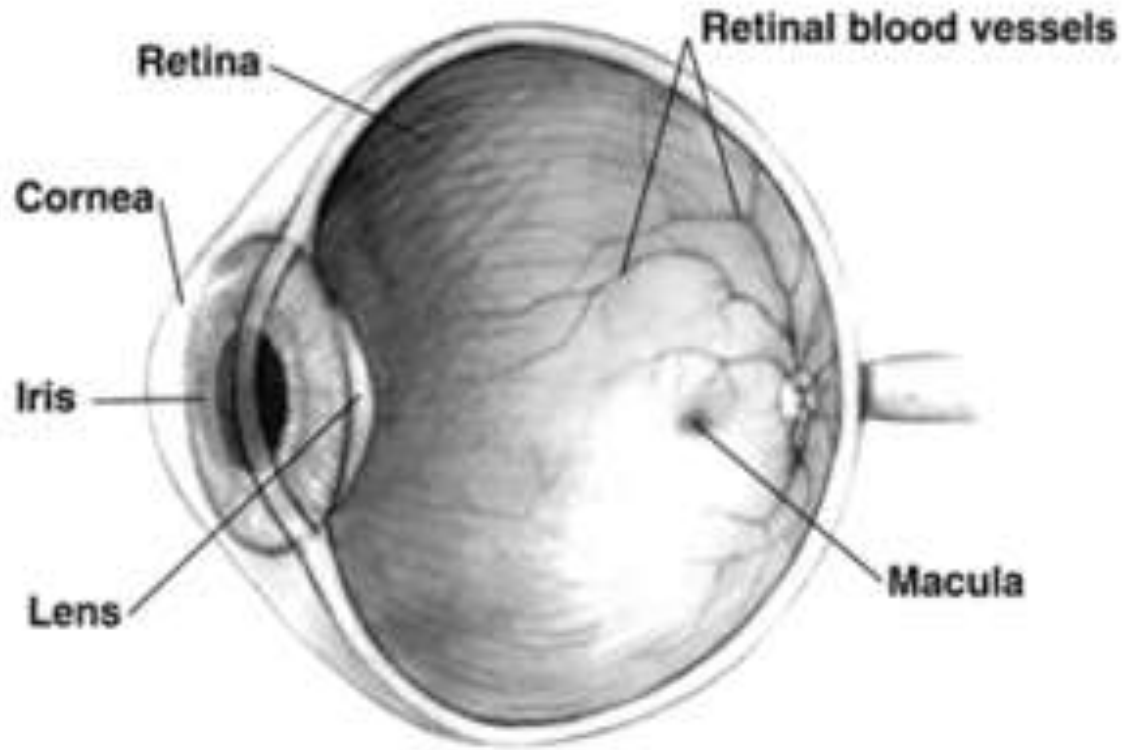
どうやるの？

CNN 一択

- 網膜 ～ 脳 の情報処理方法と似ているから
- 「学習」は人間がやることを、機械にやらせること
- 人間の仕組みと機械の仕組みが似ていることは「自然」

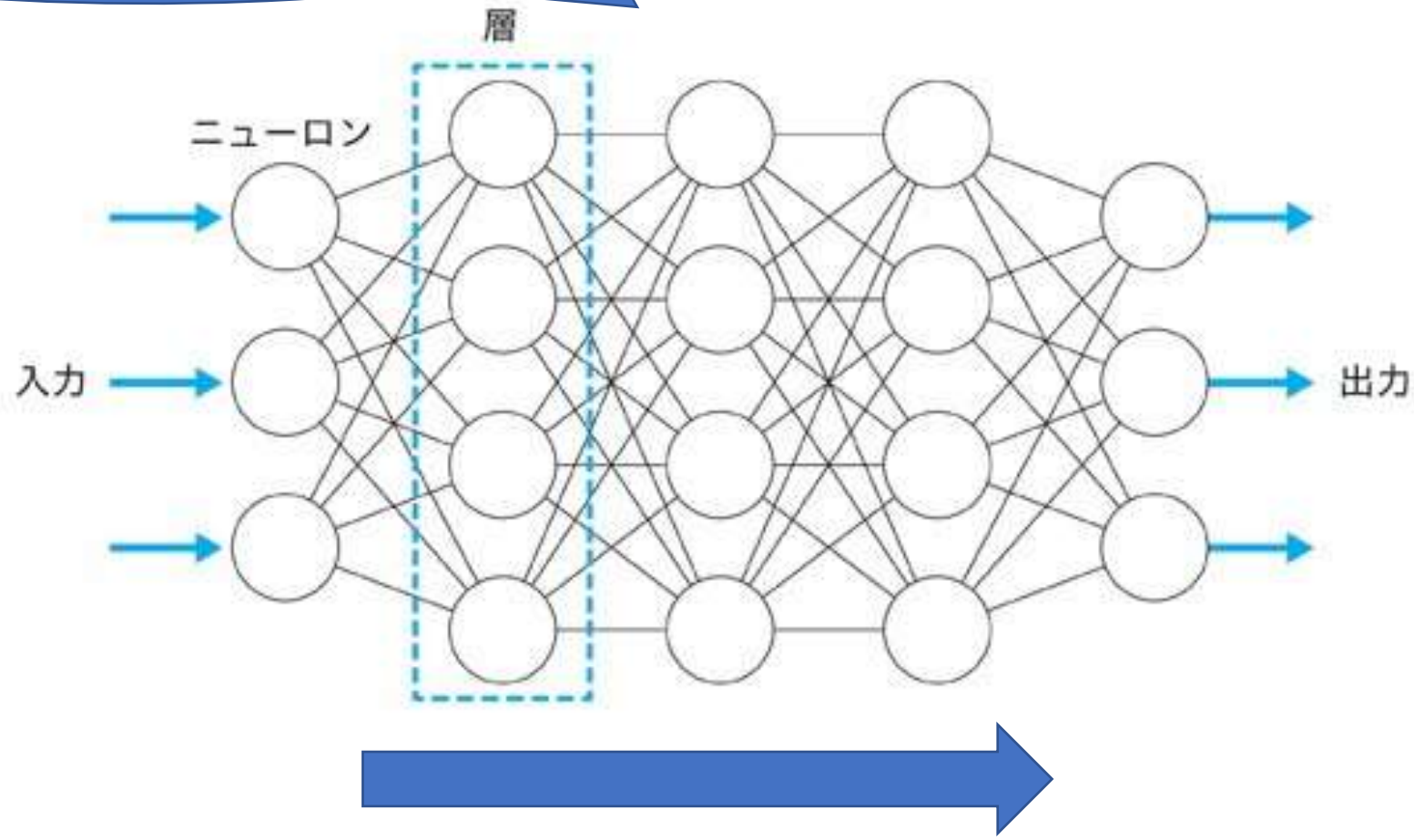


なぜ？



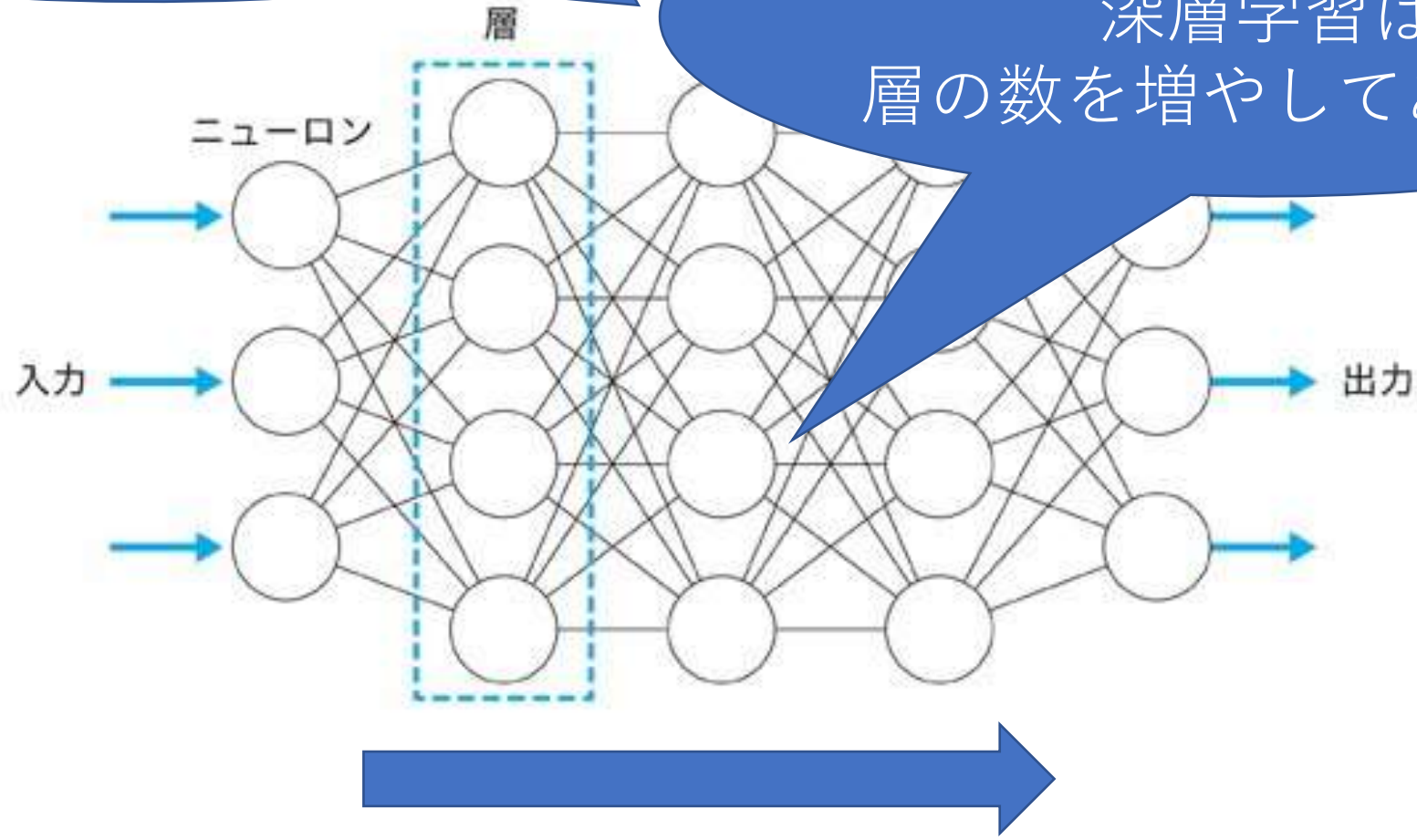
細胞が層になっている

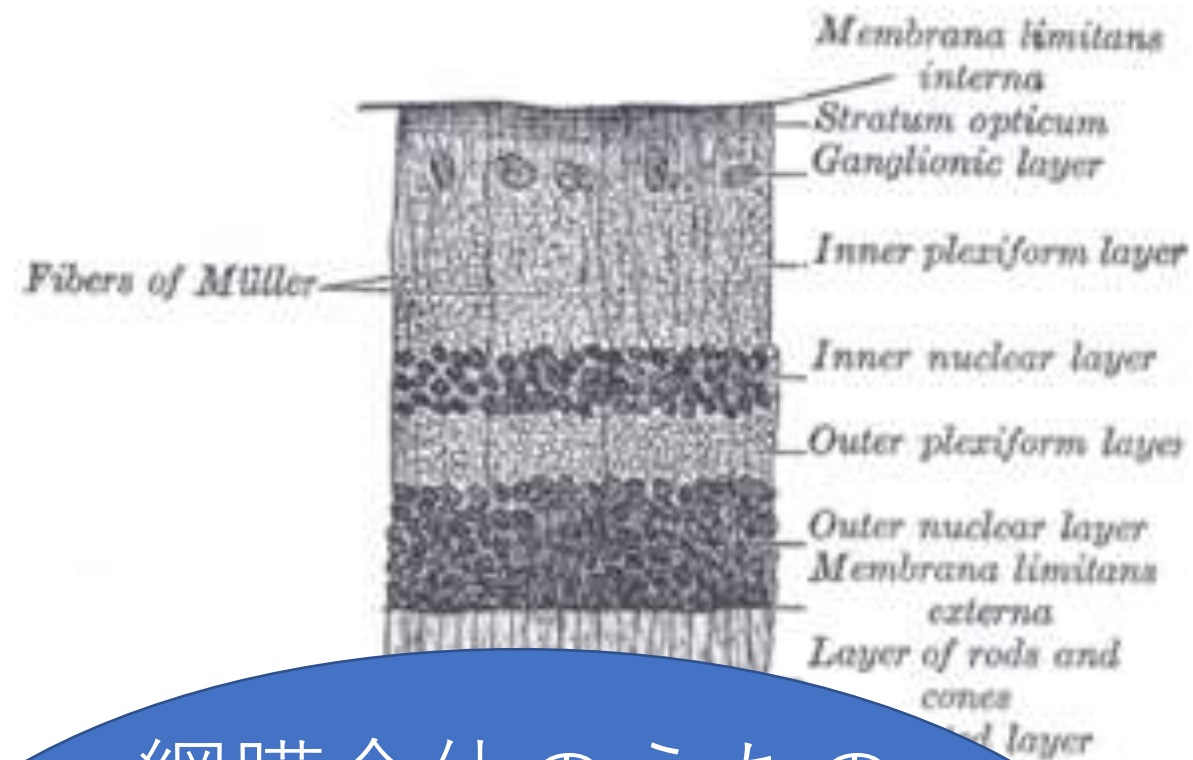
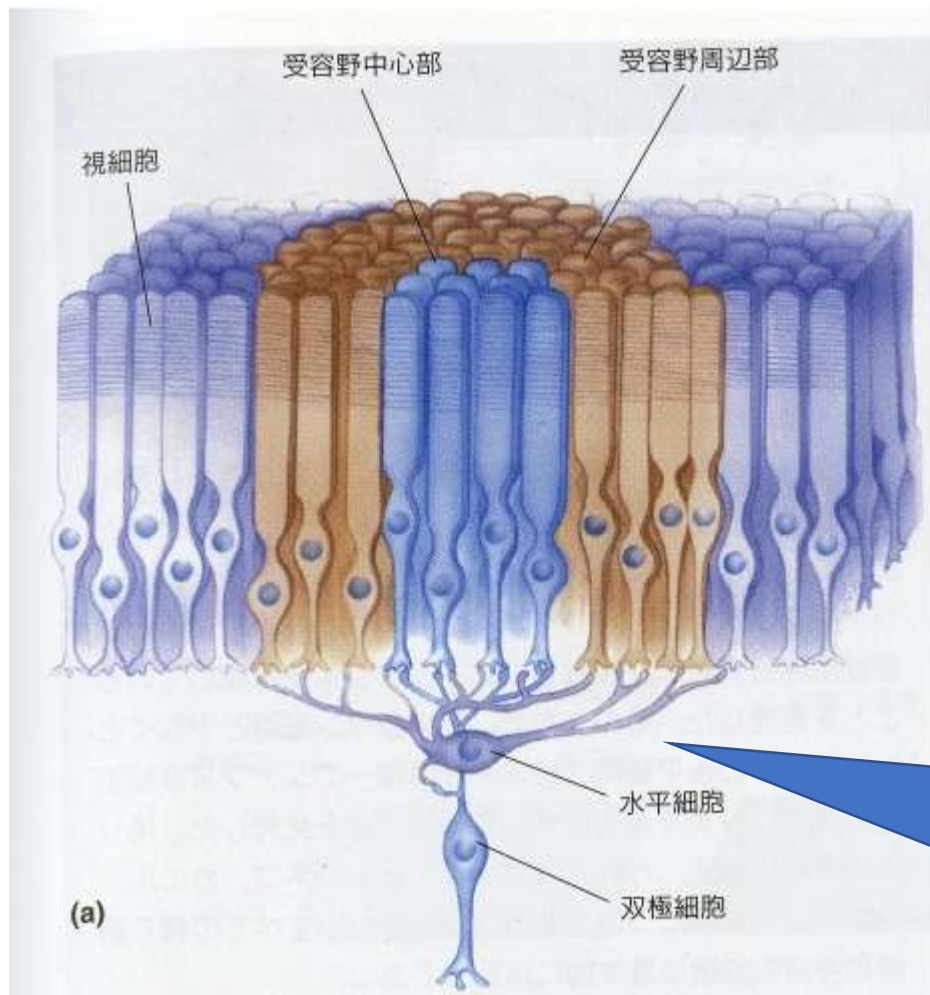
ニューラルネットワークも
層になっている



ニューラルネットワークも
層になっている

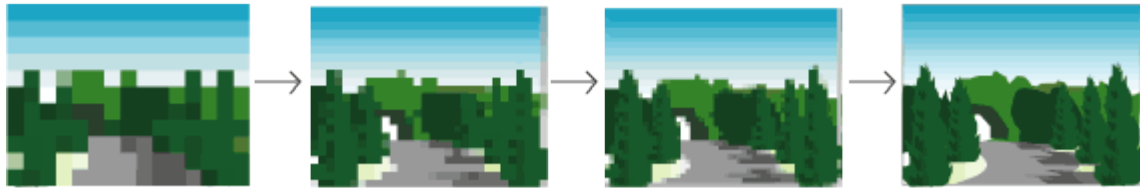
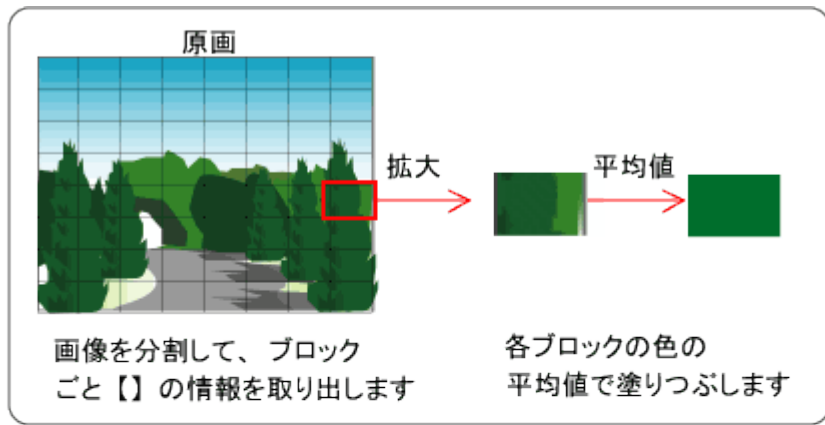
ディープラーニング
深層学習は
層の数を増やしてあるだけ





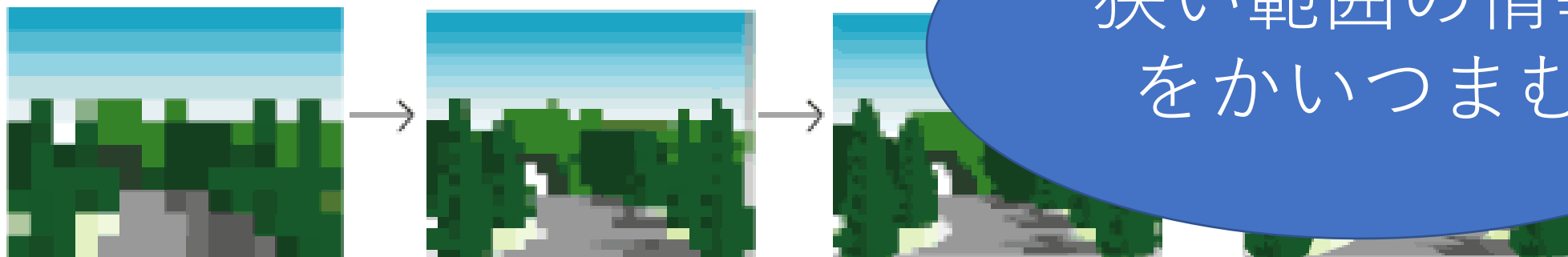
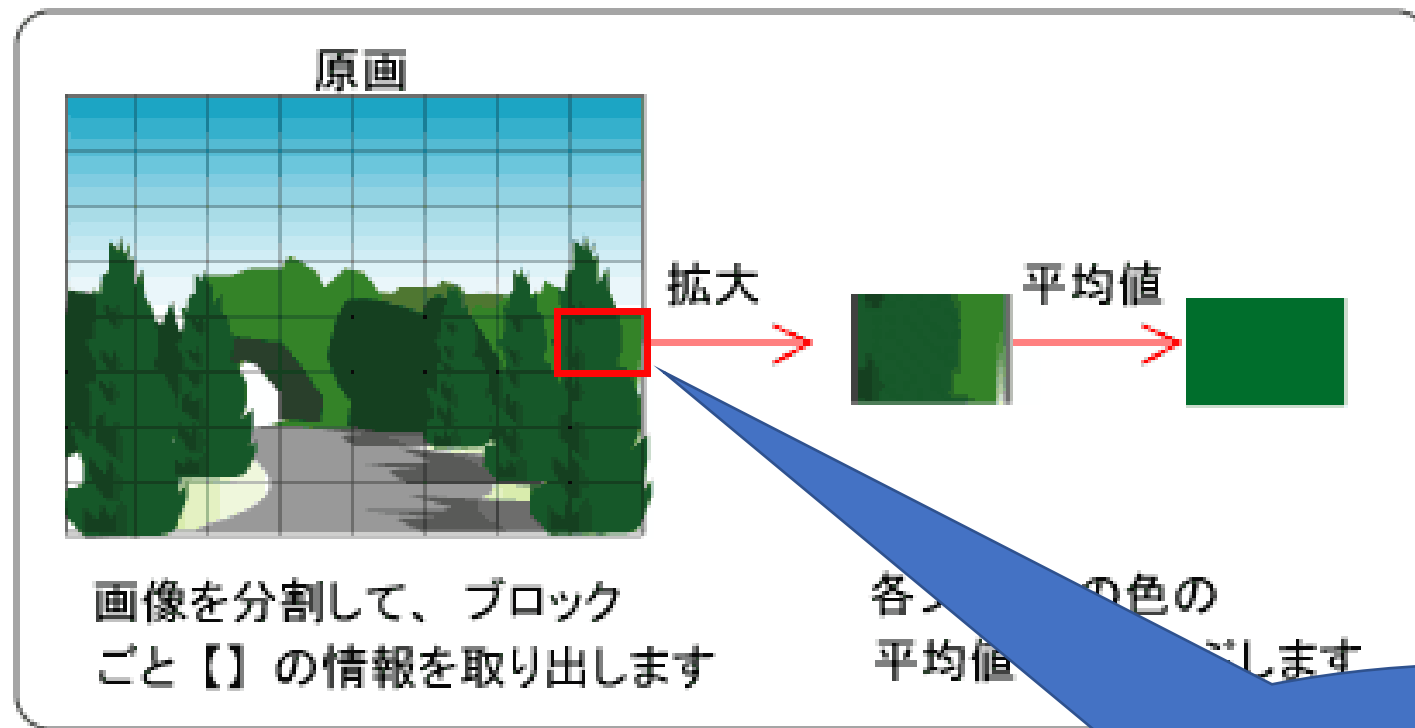
網膜全体のうちの
一部の細胞の情報を
取りまとめて
1つの細胞の情報に
する

<https://www.fujitsu.com/jp/about/research/techguide/list/image-compression/>



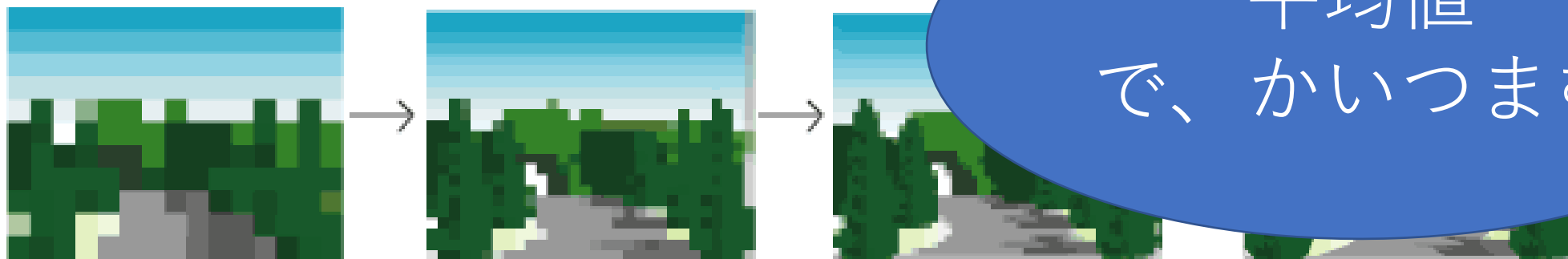
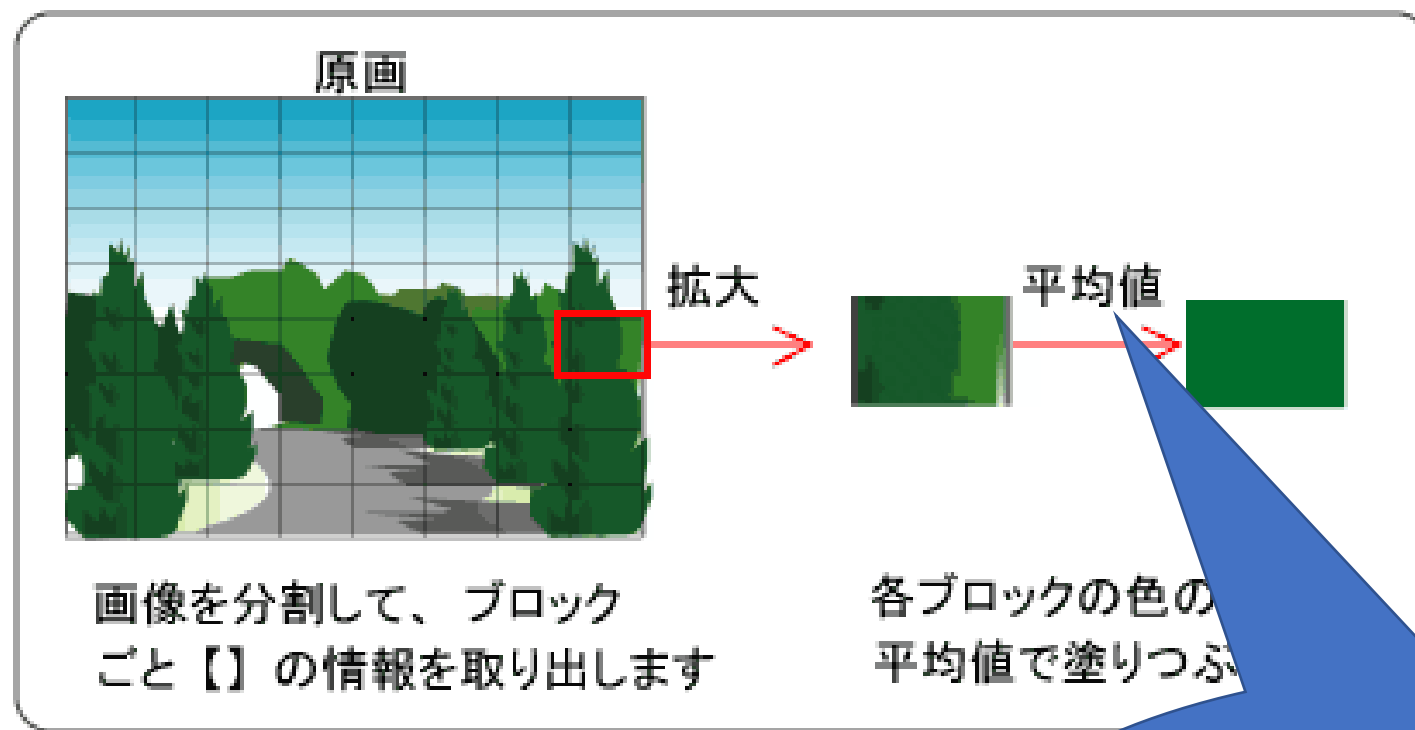
各ブロックの平均値のみ先に送信し後、細かい絵柄情報を順次送信します。
画像を受信し始めた直後から、粗いですが全体像が表示されます。

網膜全体のうちの
一部の細胞の情報を
取りまとめて
1つの細胞の情報に
する

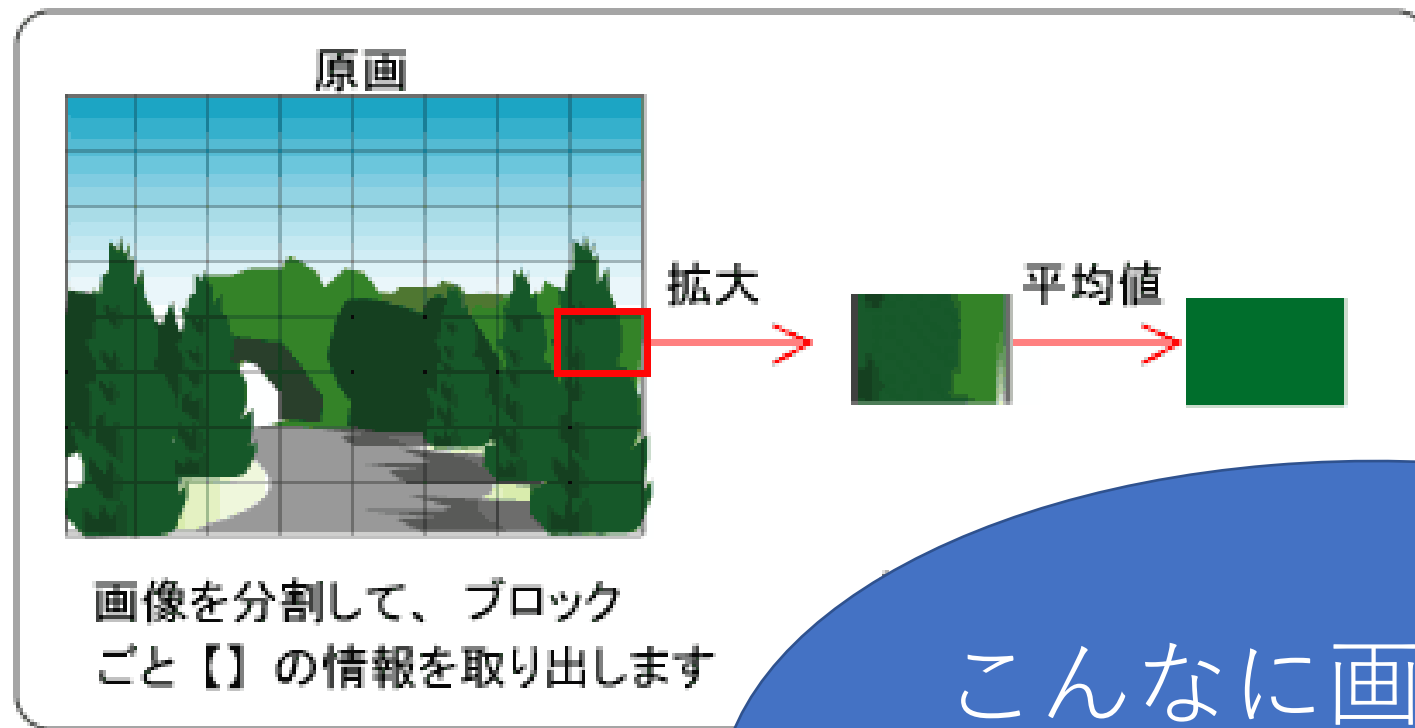


各ブロックの平均値のみ先に送信し後、細かい絵柄情報を順次送信します。
画像を受信し始めた直後から、粗いですが全体像が表示されます。

狭い範囲の情報を
をかいつまむ



各ブロックの平均値のみ先に送信し後、細かい絵柄情報を順次送信します。
画像を受信し始めた直後から、粗いですが全体像が表示されます。



こんなに画質が落ちるだけ～
何がよいのか??



各ブロックの平均値のみ先に送信し後、細かい絵柄情報を順次送信します。
画像を受信し始めた直後から、粗いですが全体像が表示されます。

原画



拡大



平均値

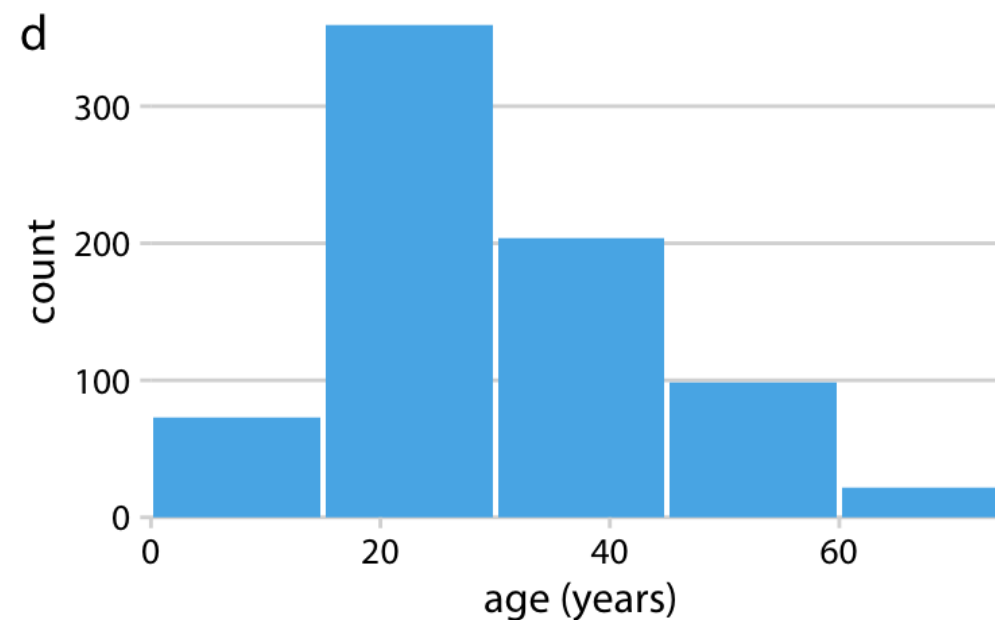
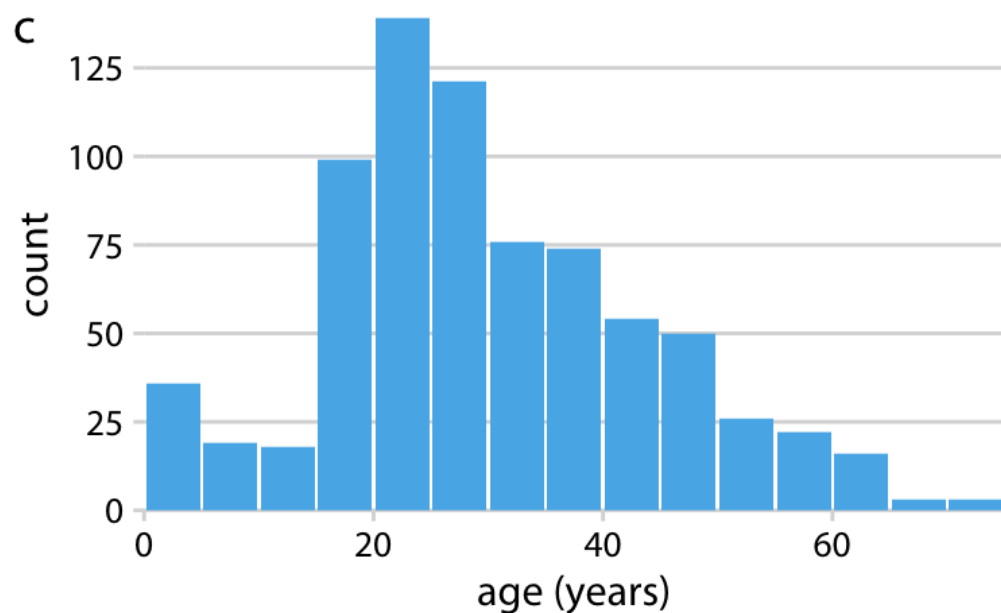
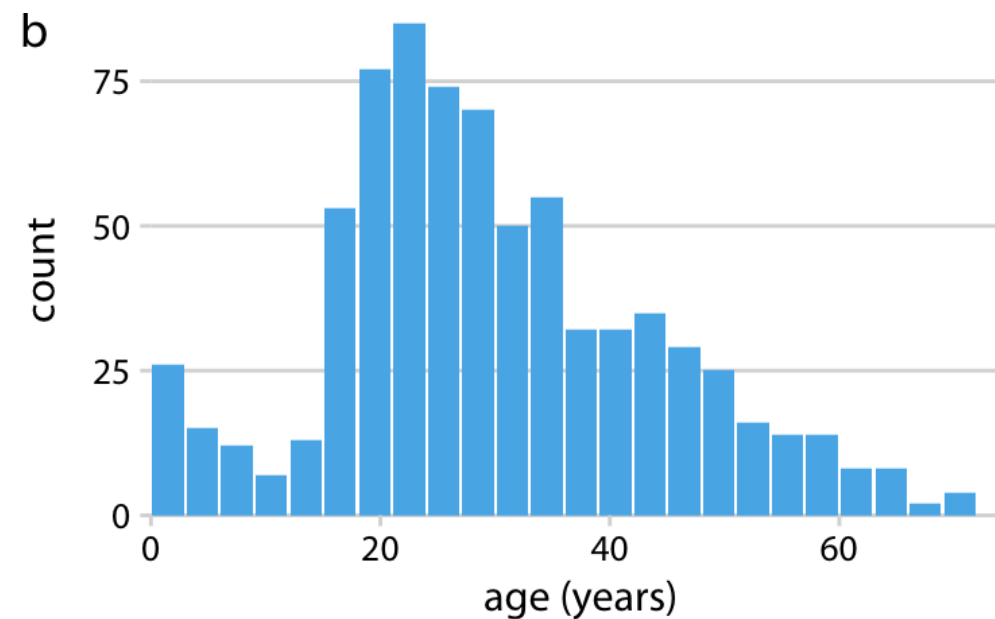
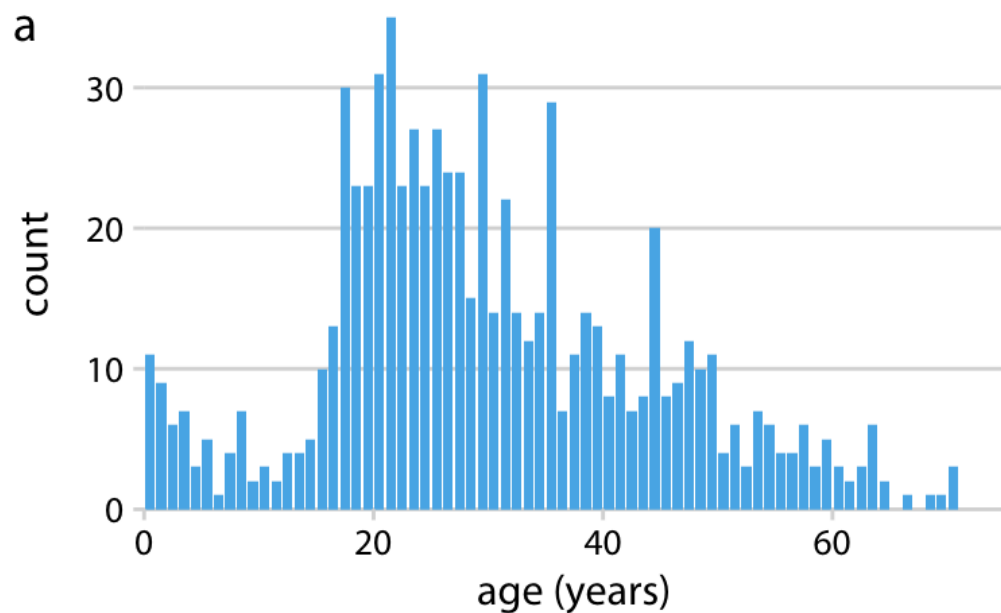


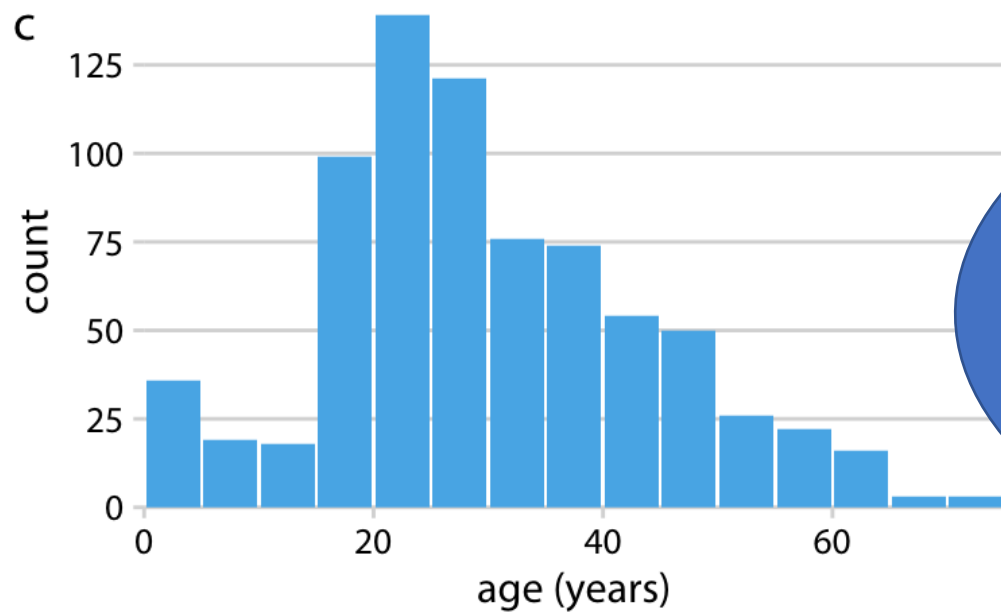
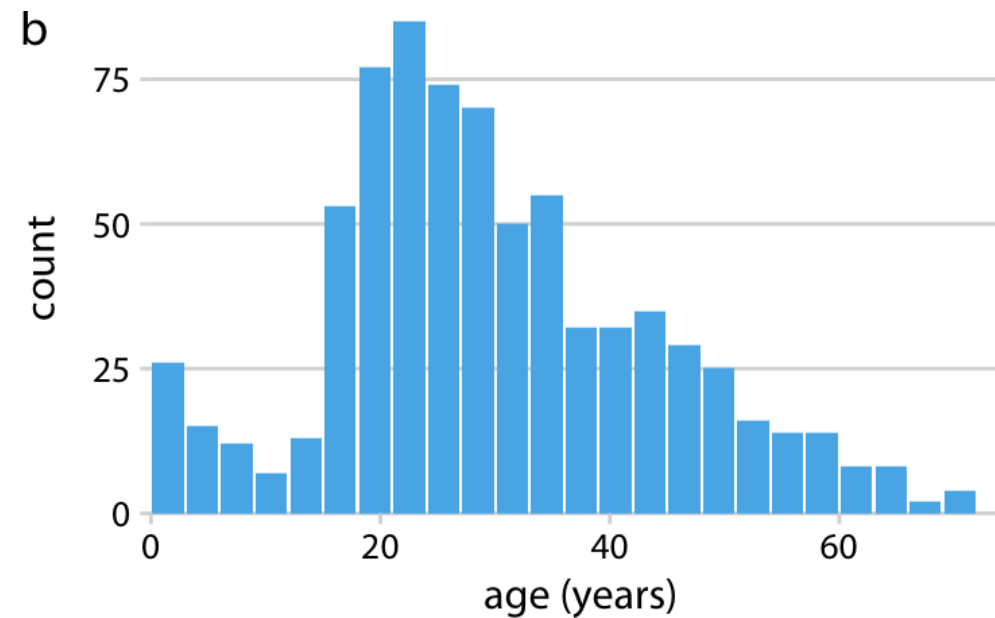
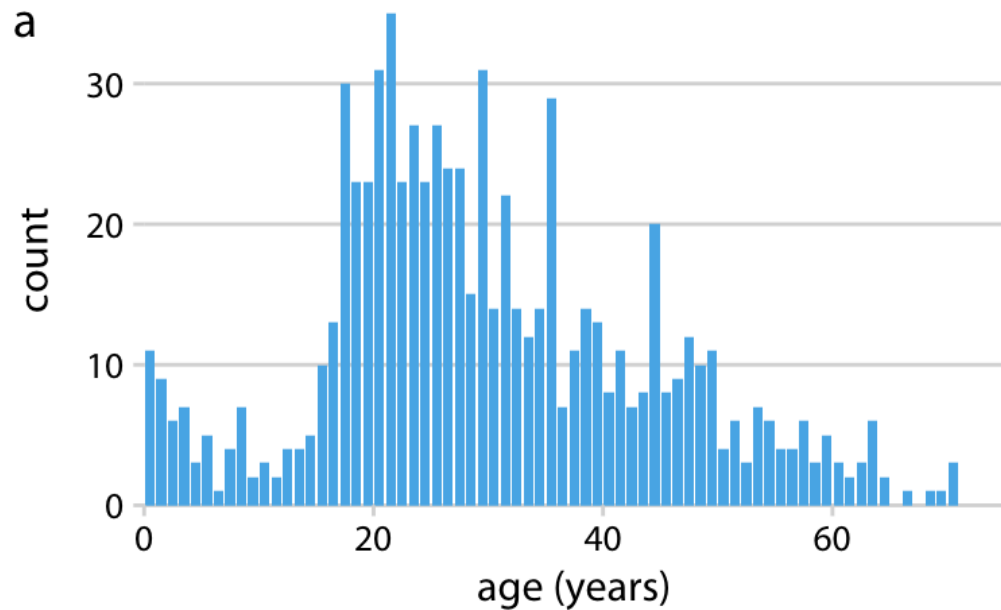
「よい！」

ノイズがちな写真に
写っているものを当て
るとき、あえて、遠目
に見たりするのは、こ
の原理を使っている

こんなに画質が落ち
るだけ～
何がよいのか??

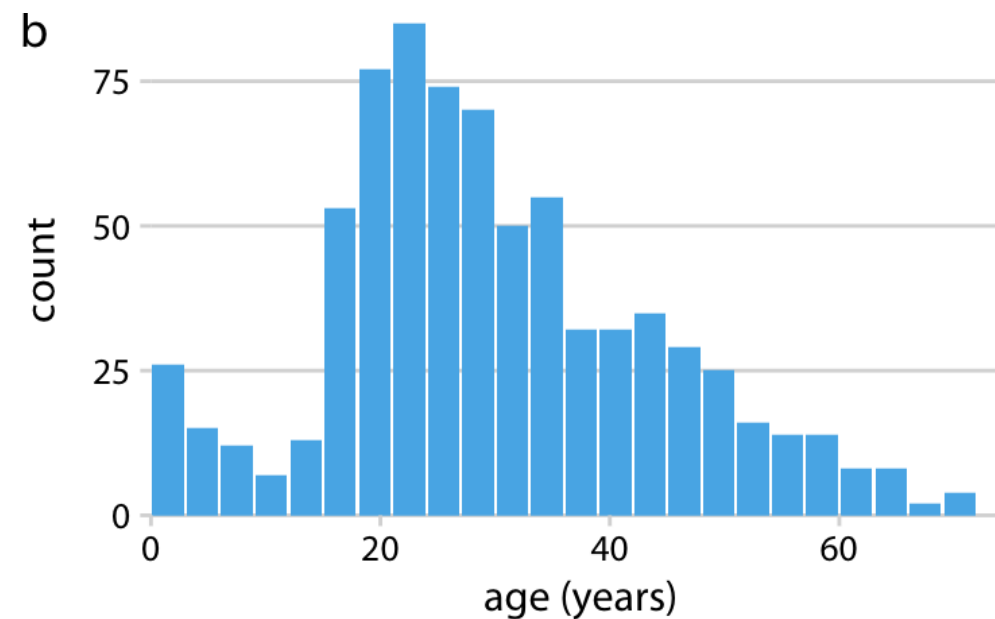
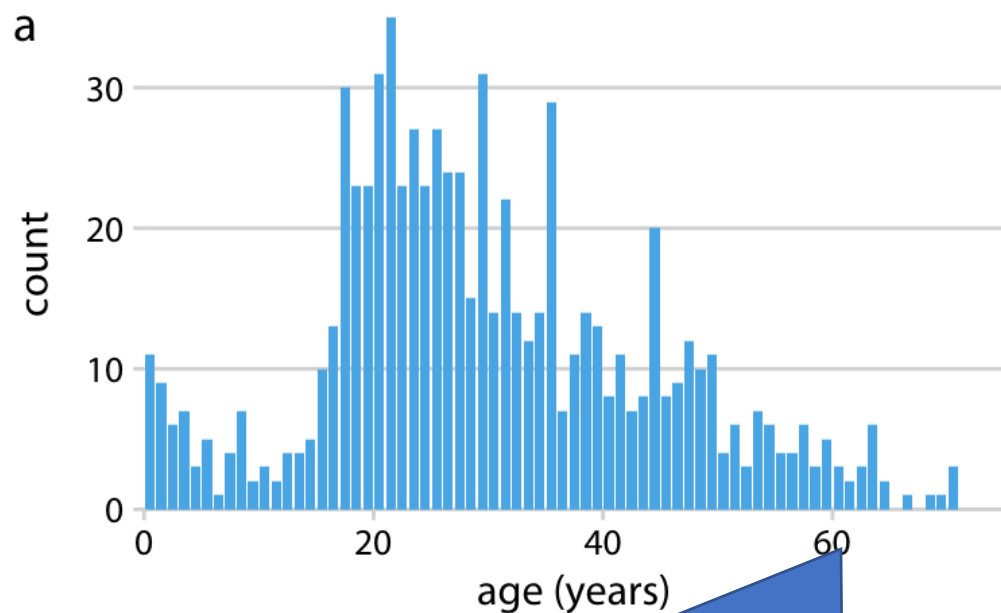
各ブロックの平均値のみ先に送信し後、細かい絵柄情報を順次送信します。
画像を受信し始めた直後から、粗いですが全体像が表示されます。





d

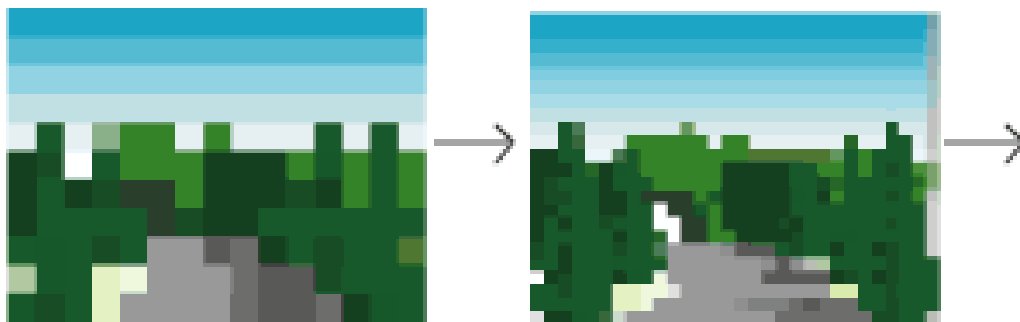
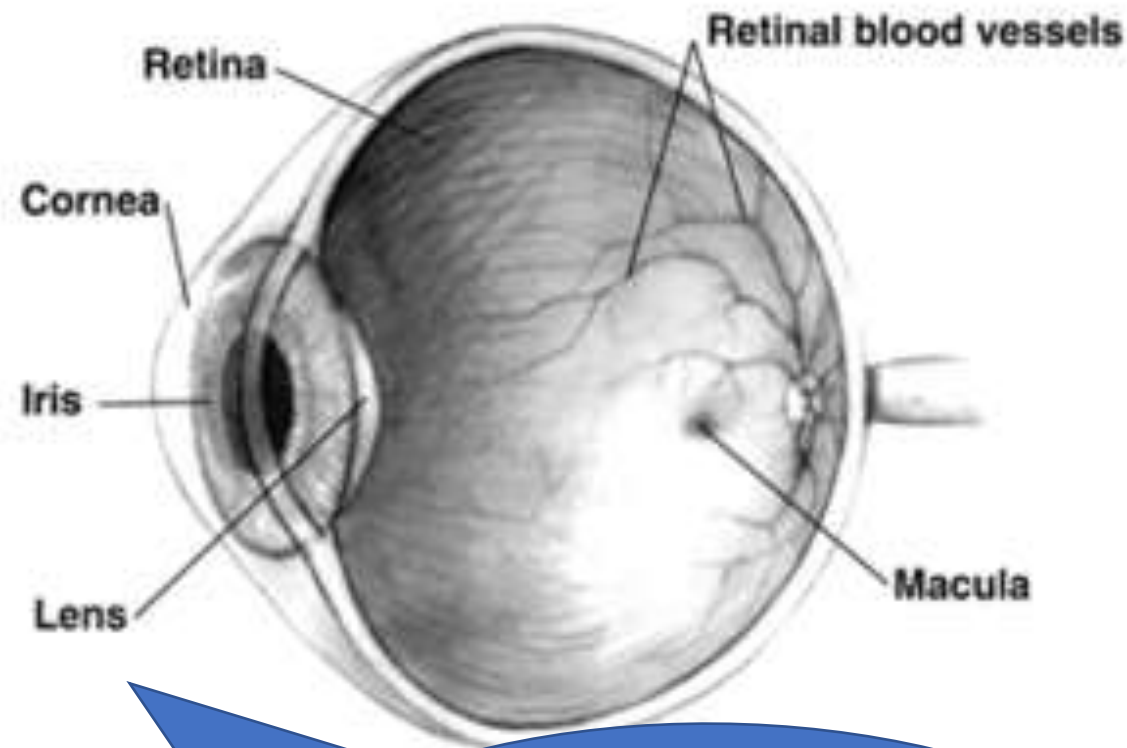
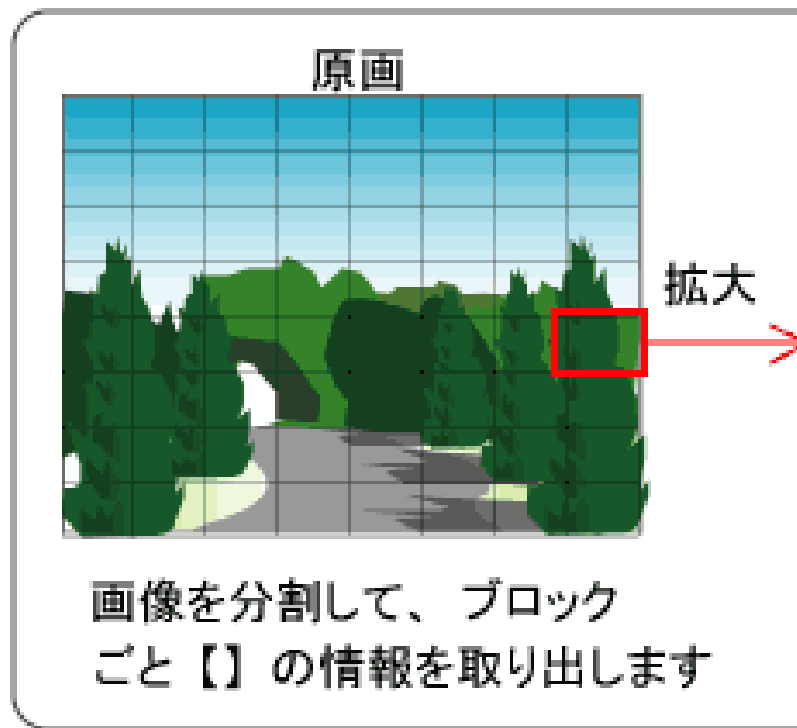
ヒストグラムと
同じこと
「区画ごとの平均」



細かすぎるより
適度な
「均し(ならし)」
が有効

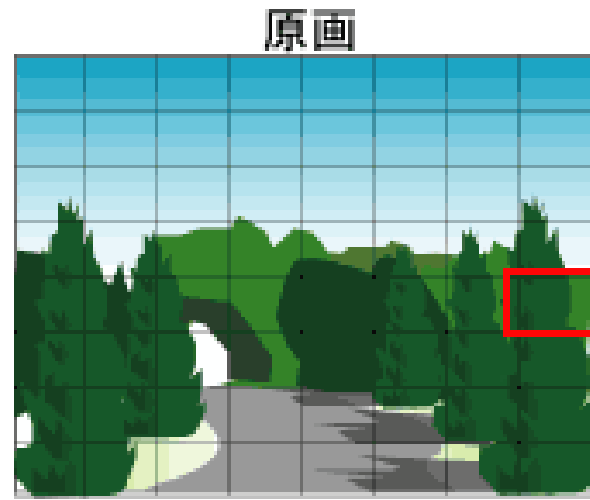


ヒストグラムと
同じこと
「区画ごとの平均」

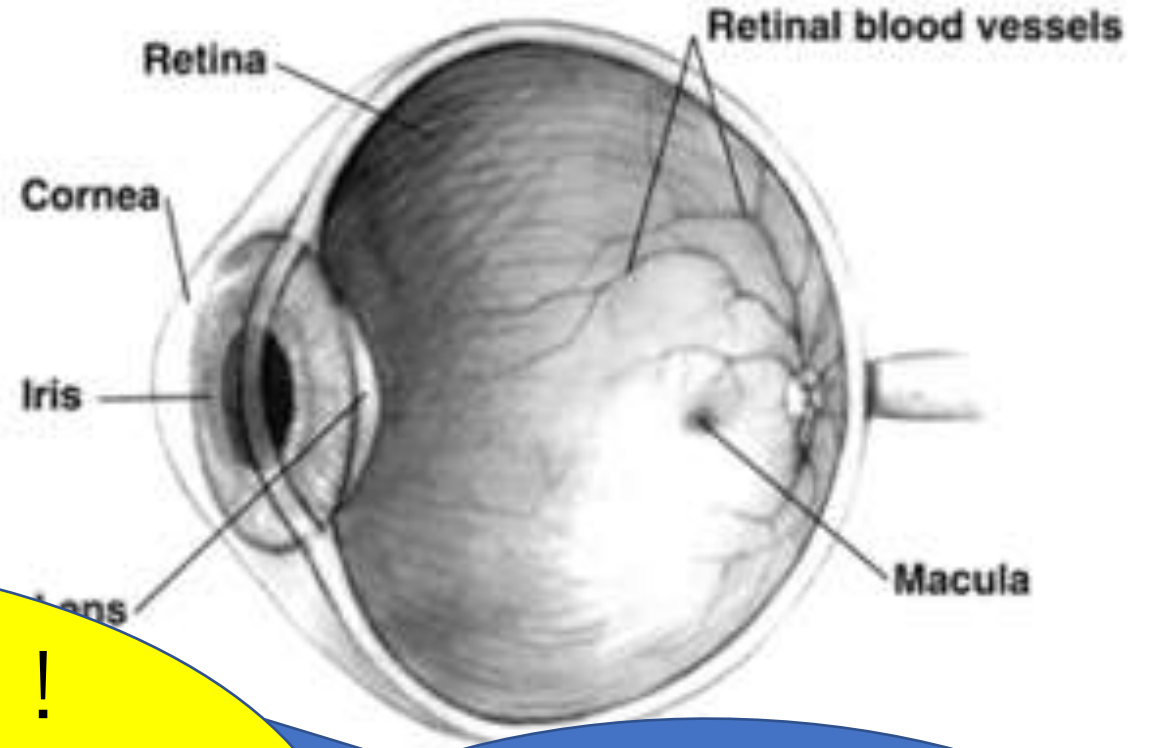


各ブロックの平均値のみ先に送信し後、細かい絵柄情報を送信し、画像を受信し始めた直後から、粗いですが全体像が表示される。

ヒトの眼は
情報を
ぼんやりさせてい
るだけなのか？



拡大



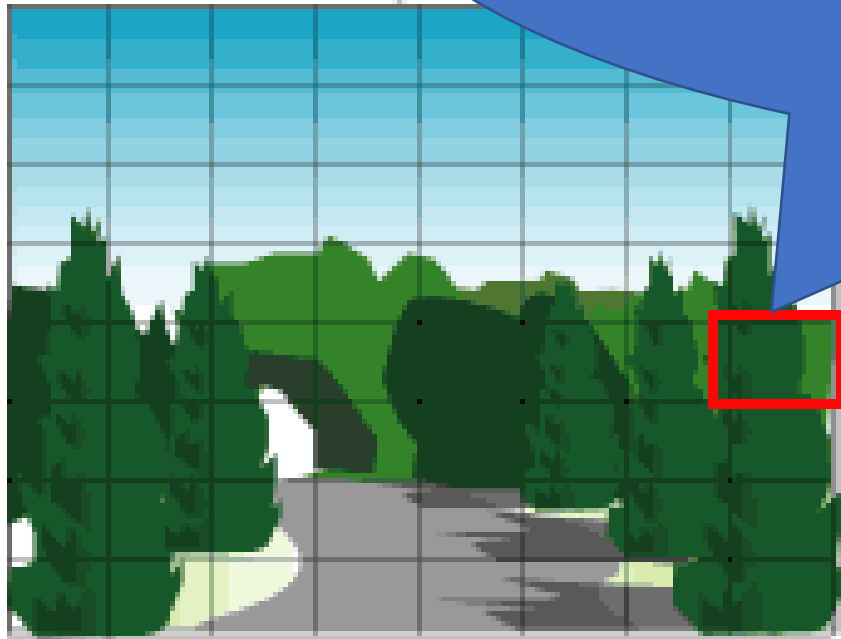
そんなはずはない！

では、何がどうやって
超高級な視覚処理は
なされているのか？

ヒトの眼は
情報を
ぼんやりさせてい
るだけなのか？

各ブロックの平均値のみを伝送し、粗いですが全体像が表示され。

1 区画には
たくさんの値(100個とか?)
があるのに
平均値にすると
1つの値になる



画像を分割して、ブロック
ごと【】の情報を取り出します

拡大

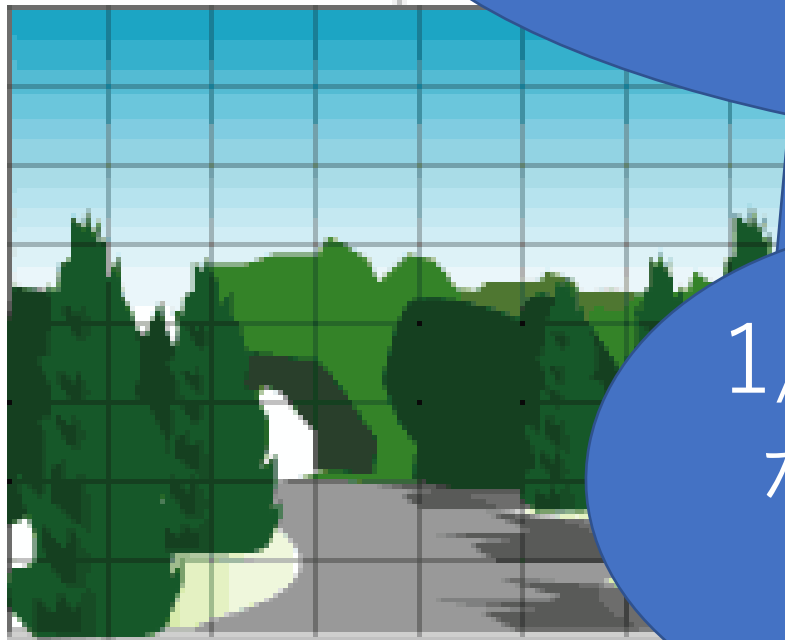


平均

情報量が
 $1/100$
になる

各ブロックの色の
平均値で塗りつぶします

1 区画には
たくさんの値(100個とか?)
があるのに
平均値にすると
1つの値になる



1/100にし
なければ
よい

平均

情報量が
1/100
になる

画像を分割して、ブロック
ごと【】の情報を取り出します

各ブロックの色の
平均値で塗りつぶします

1 区画には
たくさんの値(100個とか?)
があるのに
平均値にすると
1つの値になる

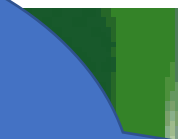
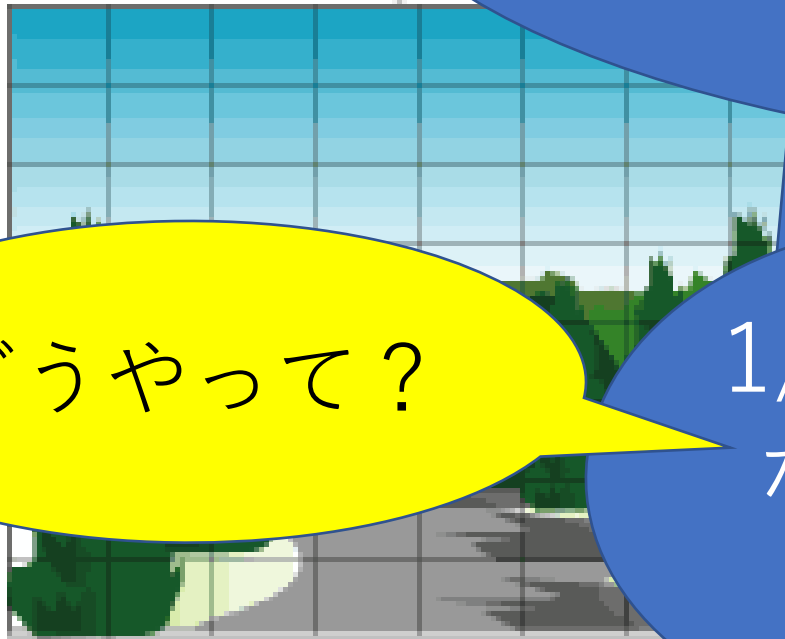
どうやって?

1/100にし
なければ
よい

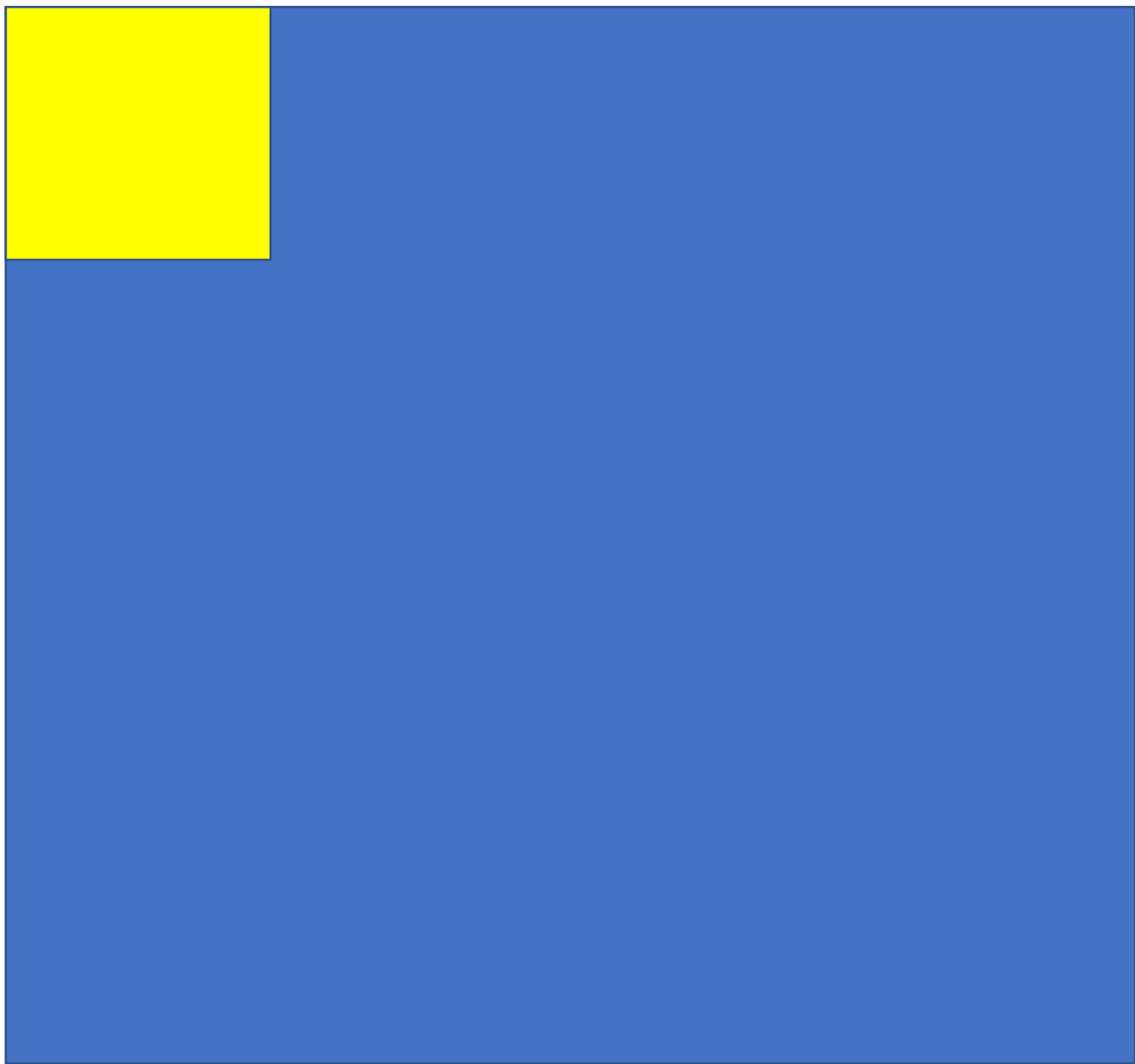
情報量が
1/100
になる

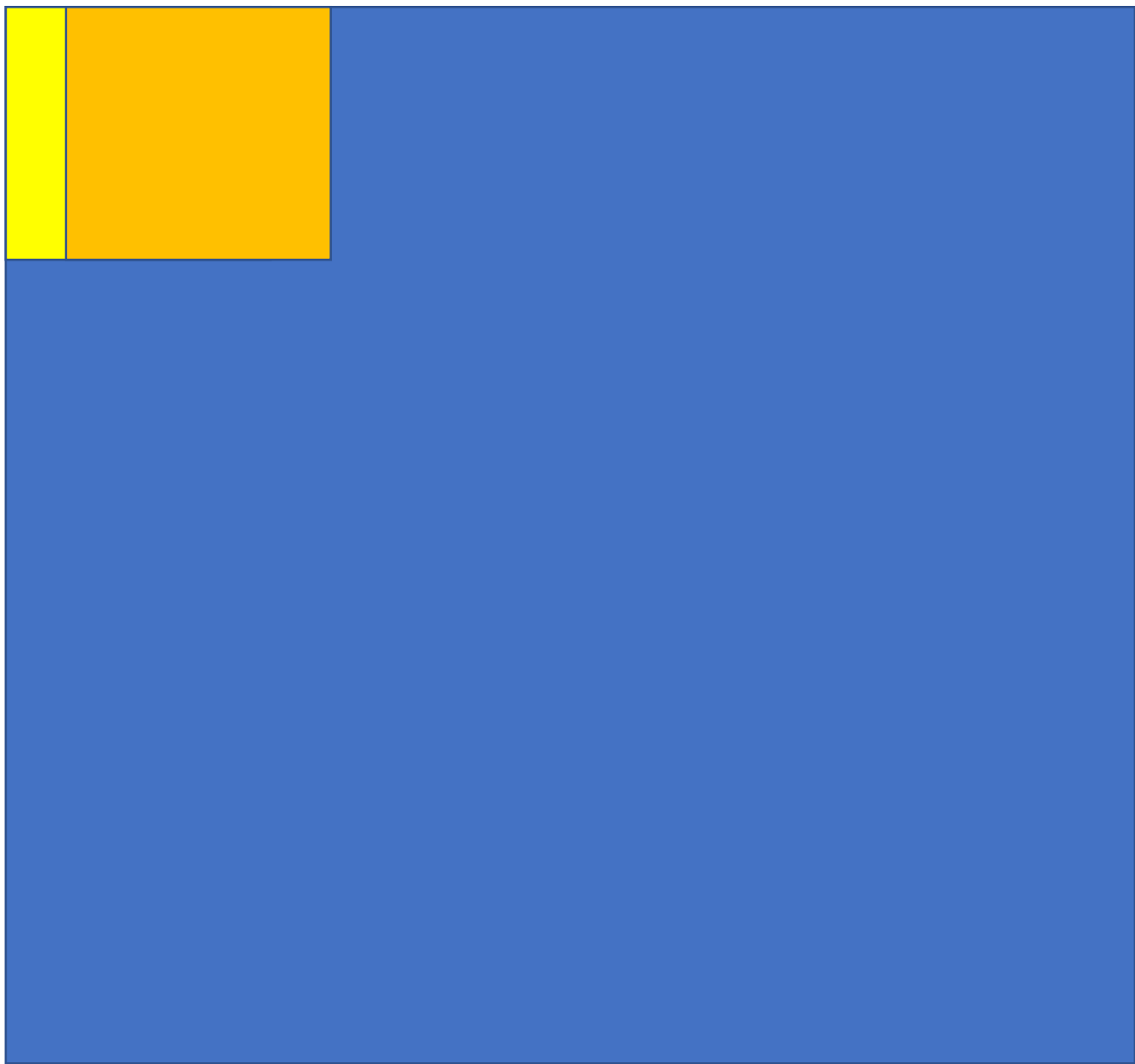
画像を分割して、ブロック
ごと【】の情報を取り出します

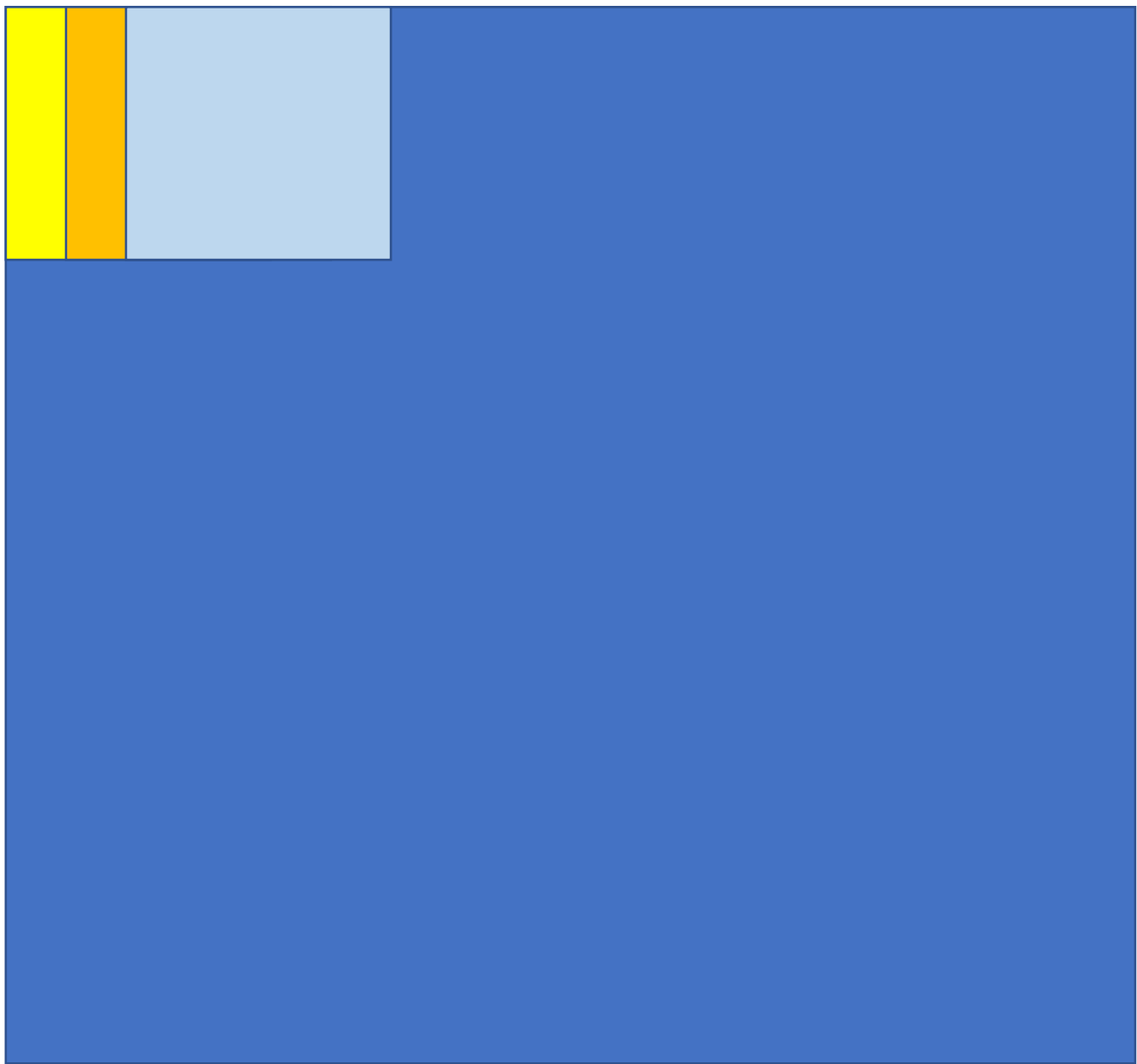
各ブロックの色の
平均値で塗りつぶします

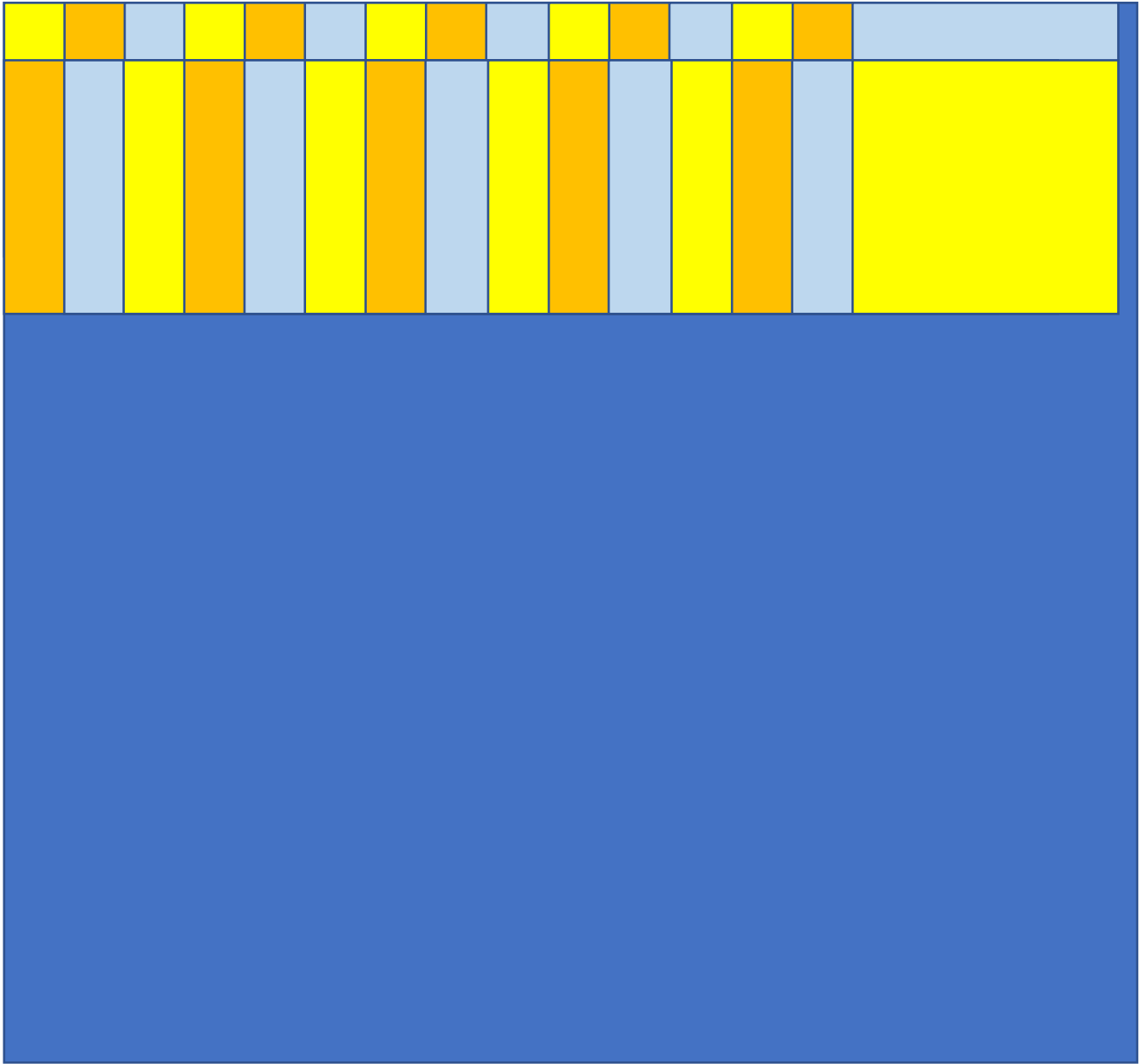


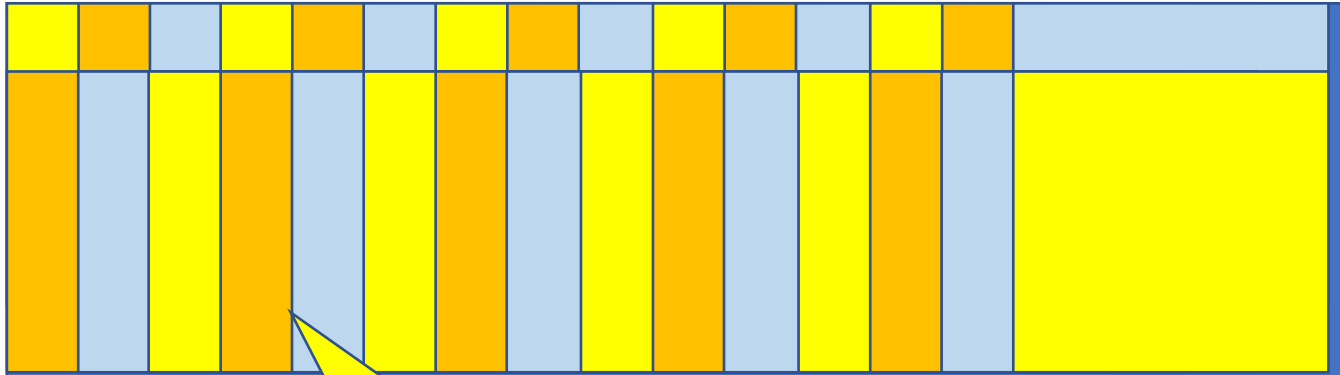




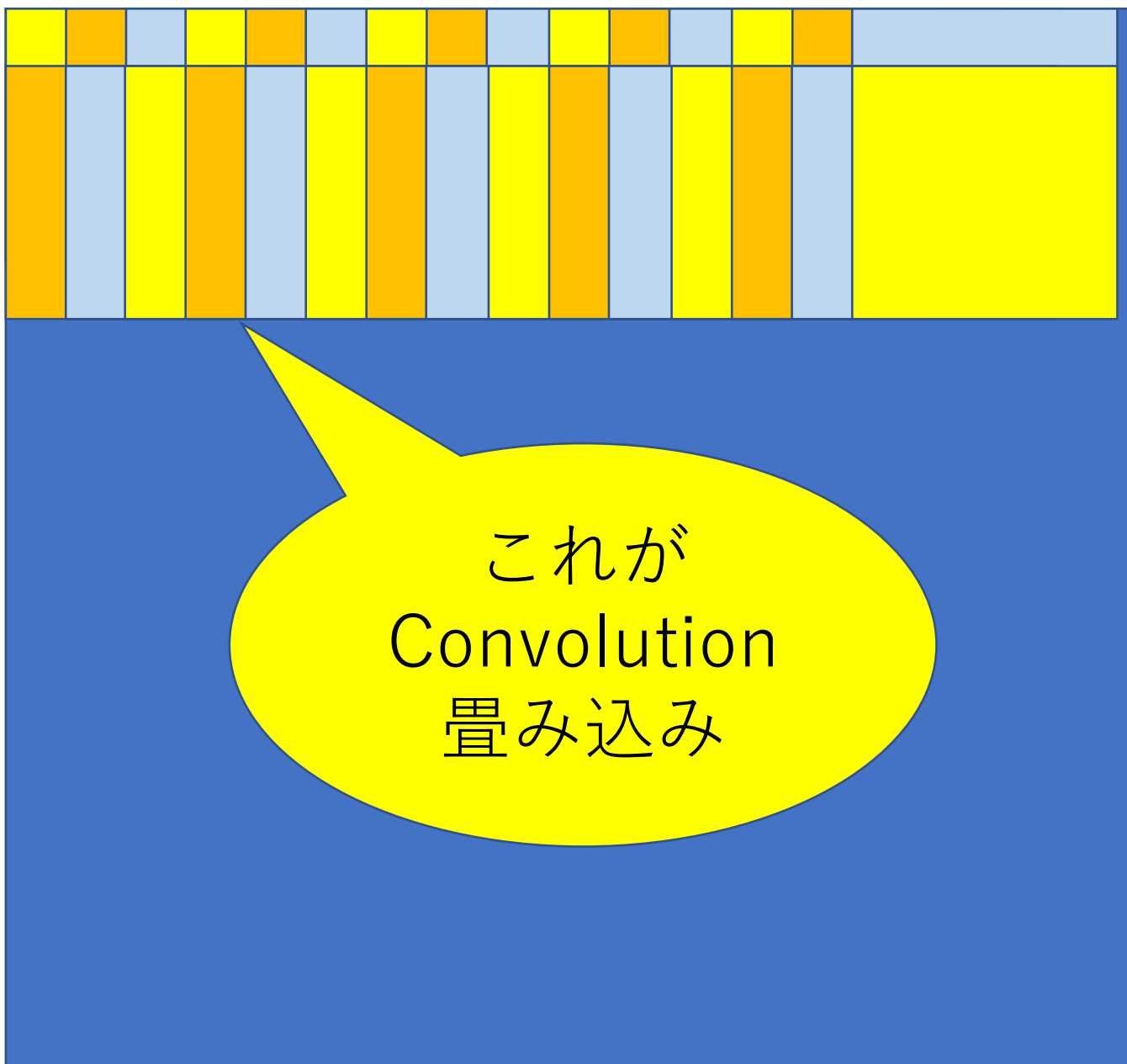


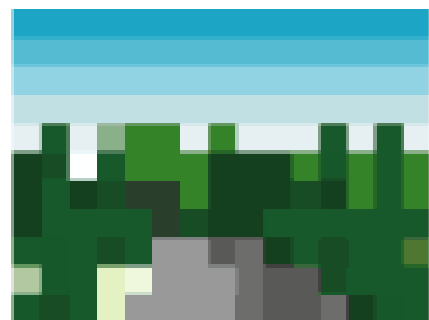
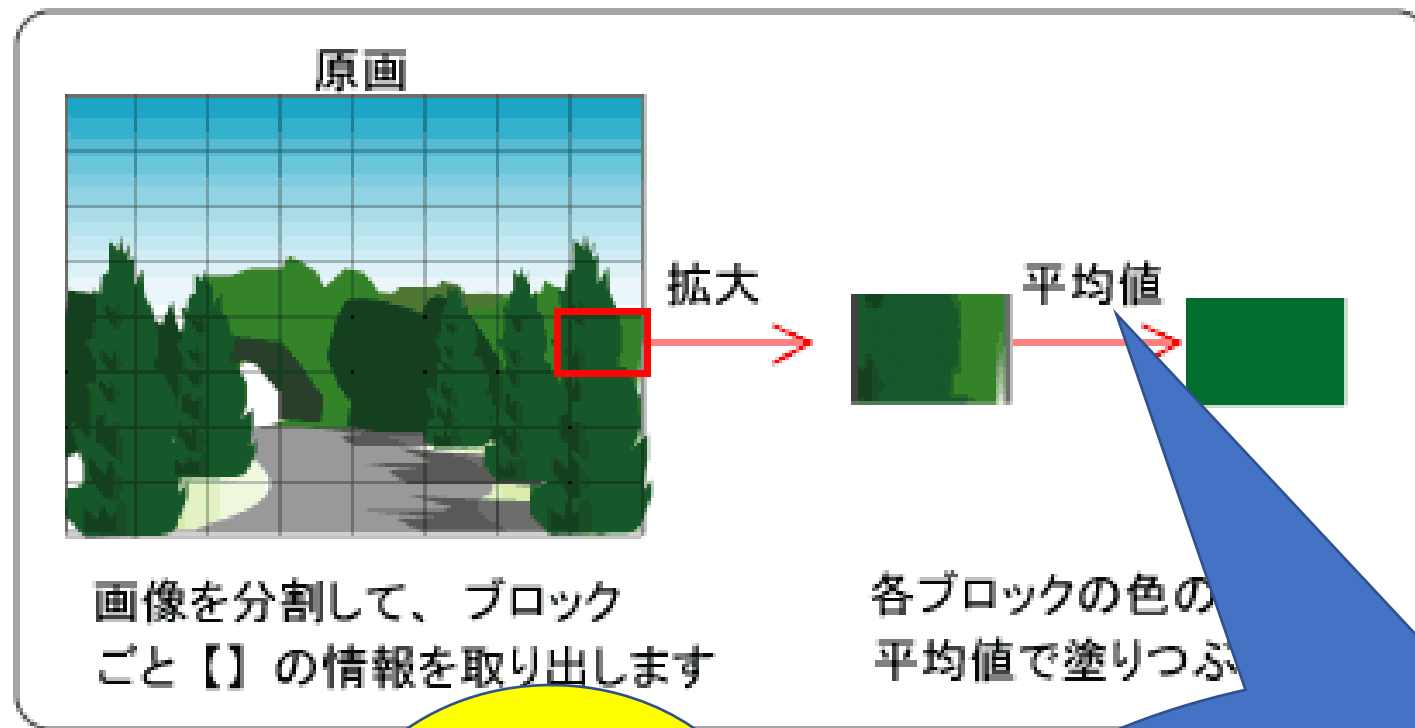




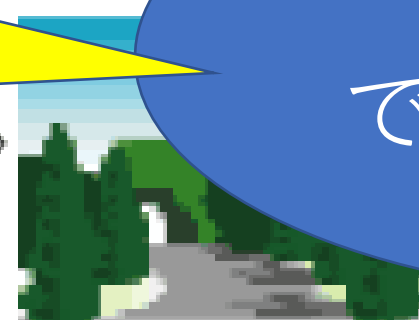


オーバーラップを
持たせて
敷き詰めれば、数
値の個数はほとん
ど減らない

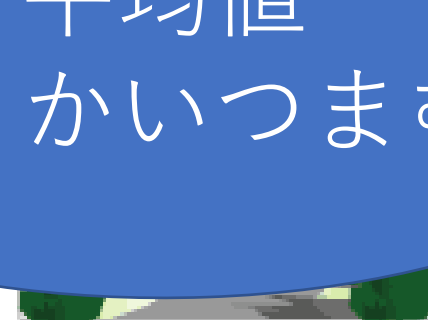




ノイズ
除去



平均値
で、かいつまむ



各ブロックの平均値のみ先に送信し後、細かい絵柄情報を順次送信します。
画像を受信し始めた直後から、粗いですが全体像が表示されます。

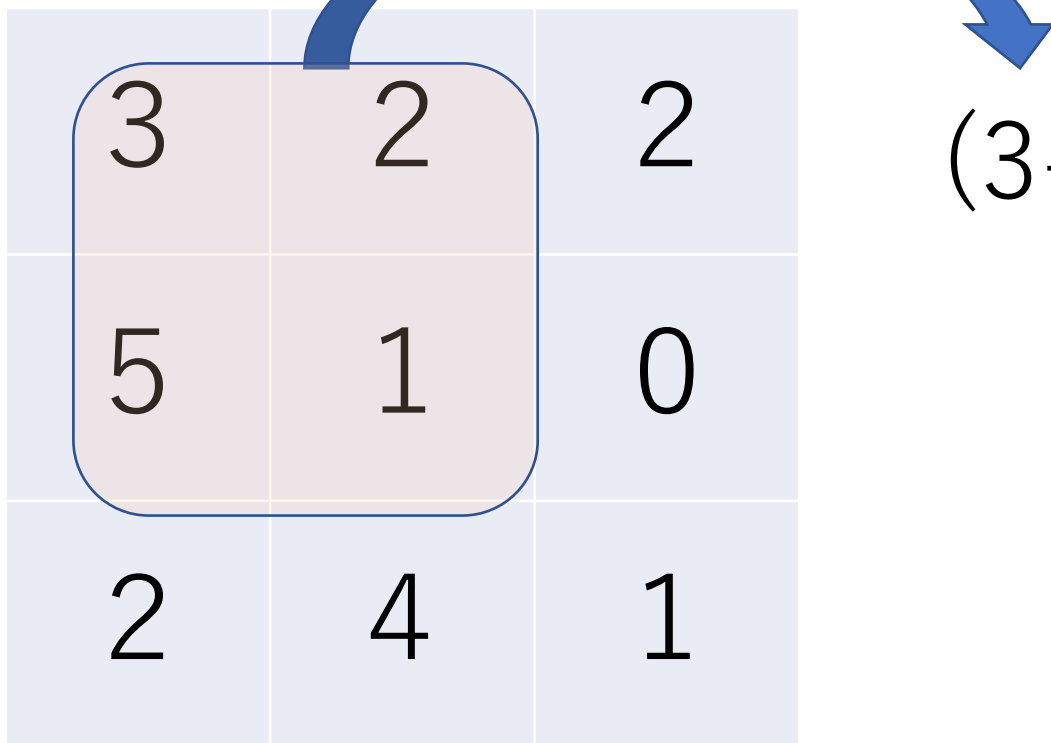
3	2	2
5	1	0
2	4	1

$$(3+2+5+1)/4 = 2.75$$

$$(5+1+2+4)/4 = 3$$

ノイズ
除去

平均値
で、かいつまむ



3	2	2
5	1	0
2	4	1

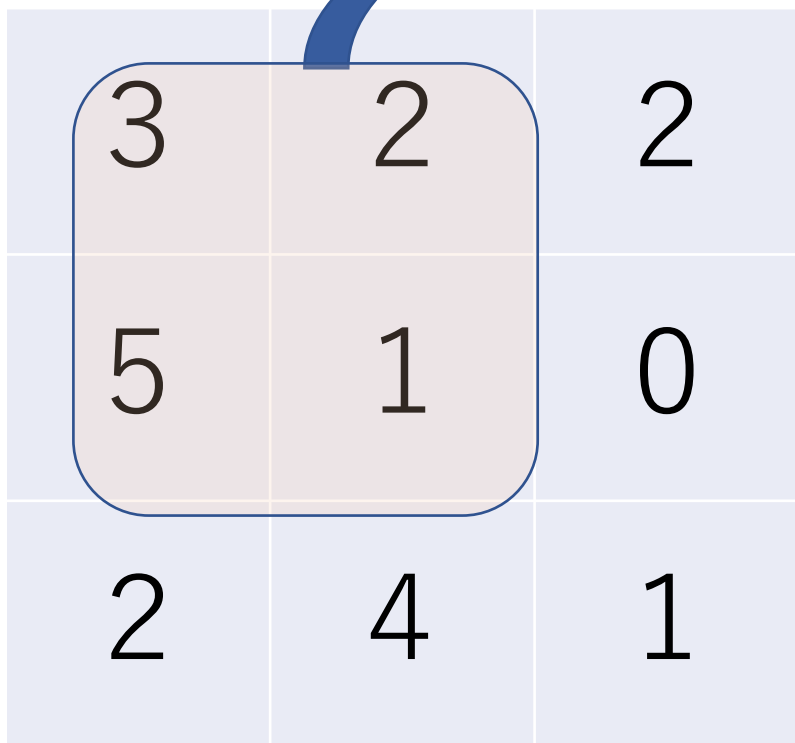
$$(3+2+5+1)/4 = 2.75$$



0.25	0.25
0.25	0.25

ノイズ
除去

各セルに同じ重みを
定めて
足し合わせる



3	2	2
5	1	0
2	4	1

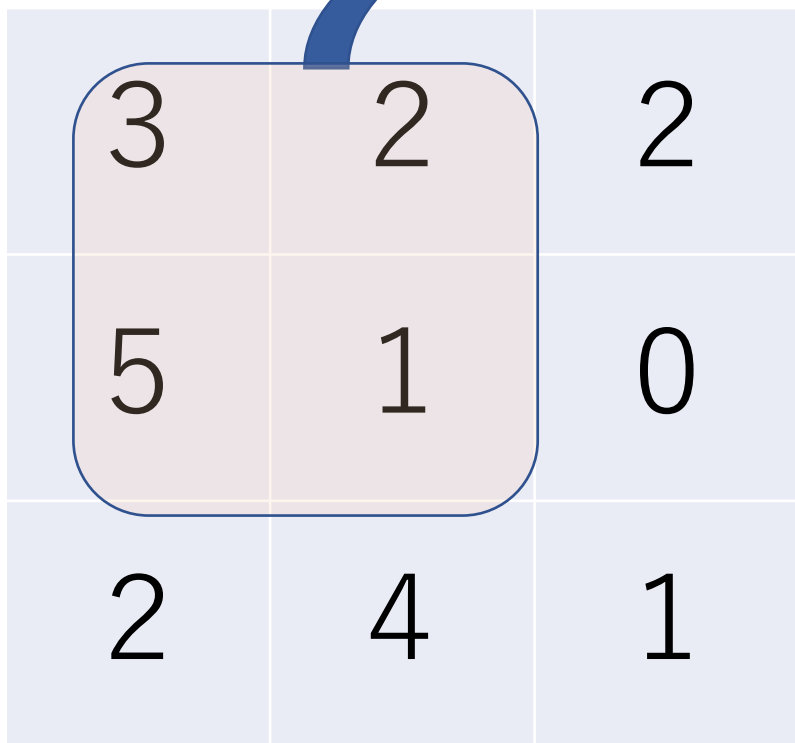
$$(3+2+5+1)/4 = 2.75$$



0.25	0.25
0.25	0.25

$$3 \times 0.25 + 2 \times 0.25 \\ + 5 \times 0.25 + 1 \times 0.25$$

各セルに同じ重みを
定めて
足し合わせる



3	2	2
5	1	0
2	4	1

$$(3+2+5+1)/4 = 2.75$$



0.25	0.25
0.25	0.25

「均一フィルタをかぶせる」と言う

各セルに同じ重みを
定めて
足し合わせる

輪郭を取り出す



どうする？



輪郭を取り出す

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

横方向

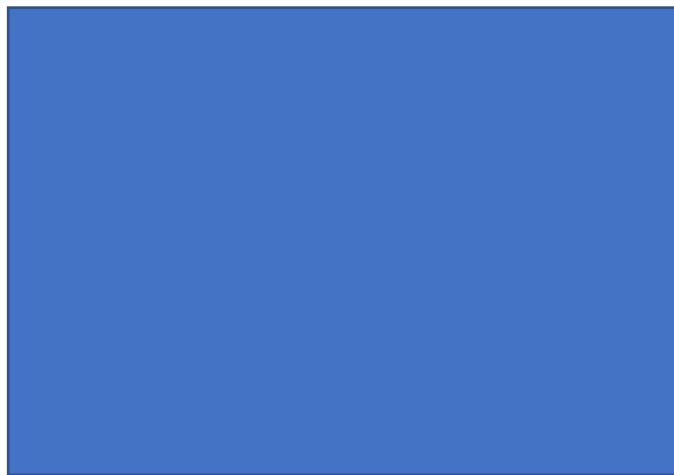
-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

縦方向



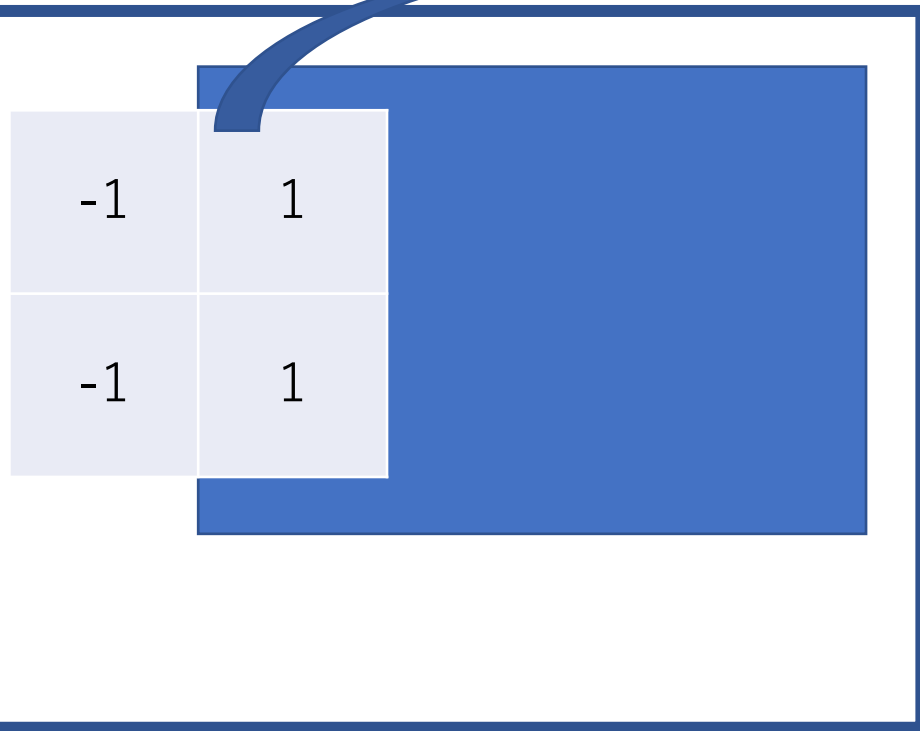
輪郭を取
り出す

どうする？



輪郭を取
り出す

どうする？



$$\begin{aligned} &(-1) \times 1 + 1 \times 2 \\ &+ (-1) \times 1 + 1 \times 2 = 2 \end{aligned}$$

輪郭を取り出す

どうする？

-1

1

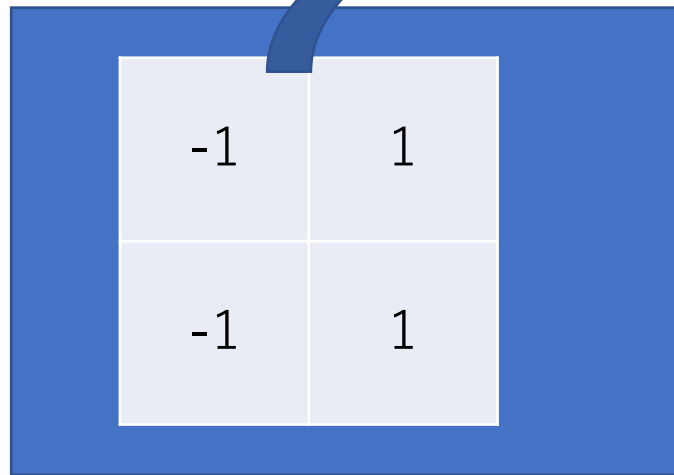
-1

1

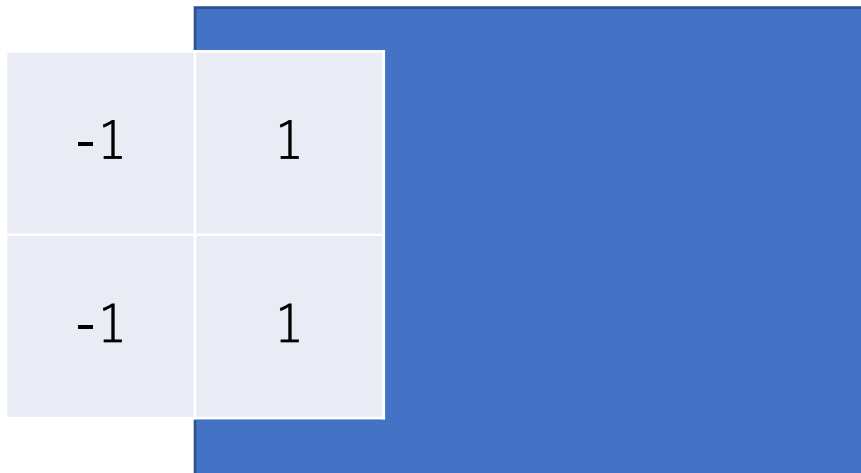
$$\begin{aligned} &(-1) \times 1 + 1 \times 1 \\ &+ (-1) \times 1 + 1 \times 1 = 0 \end{aligned}$$

輪郭を取
り出す

どうする？



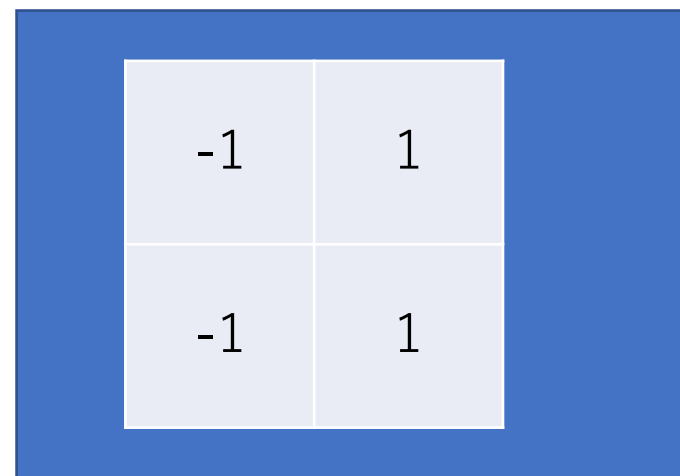
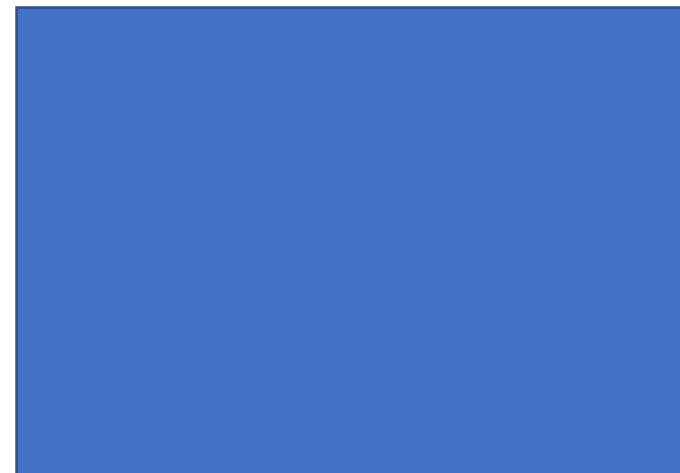
$$\begin{aligned} &(-1) \times 2 + 1 \times 2 \\ &+ (-1) \times 2 + 1 \times 2 = 0 \end{aligned}$$



2



0



0

輪郭でない
と 0
輪郭だと 0
以外

0.25	0.25
0.25	0.25



-1	1
-1	1



0.25	0.25
0.25	0.25

-1	1
-1	1

ノイズ
除去

輪郭
取出し

フィルタを変
えると
異なる
特徴抽出が
できる

フィルタ再考

3	2	2
5	1	0
2	4	1

0.25	0.25
0.25	0.25

フィルタ再考

3	2	2
5	1	0
2	4	1

0.25	0.25
0.25	0.25

0.25	0.25	0
0.25	0.25	0
0	0	0

フィルタ再考

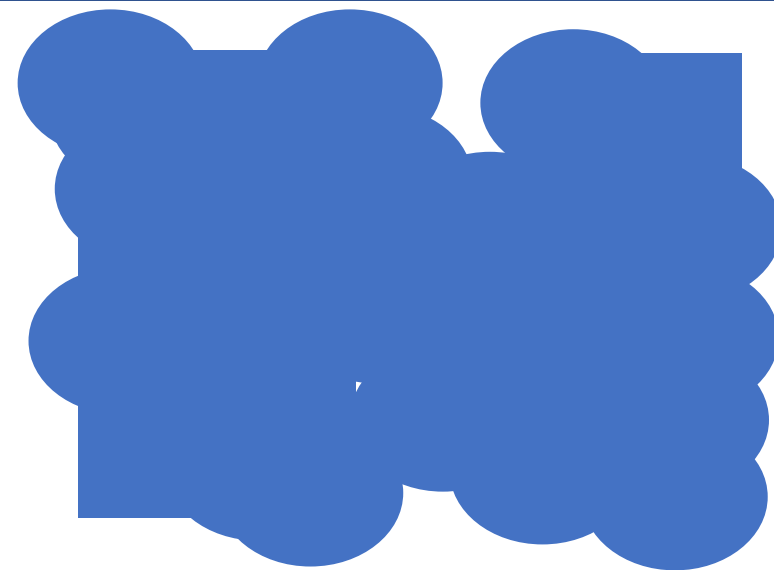
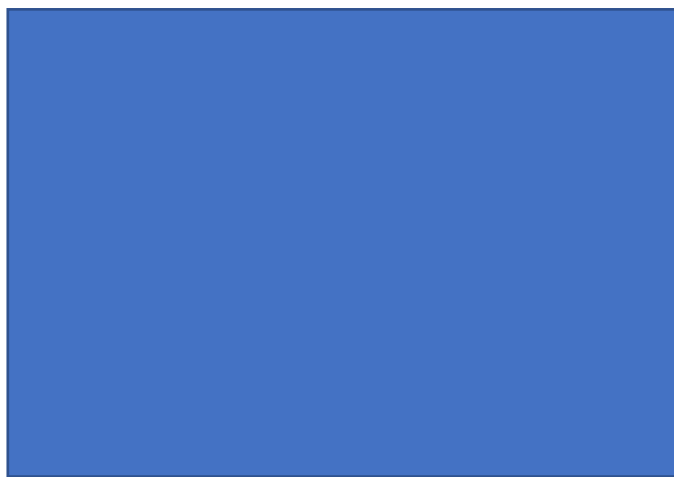
一部にフィルタを
かけることと
一部以外が
ゼロのフィルタを
全体にかけることは同じ

3	2	2
5	1	0
2	4	1

0.25	0.25	0
0.25	0.25	0
0	0	0

機械学習が見つけたいものは何？

機械学習が見つけたいものは何？

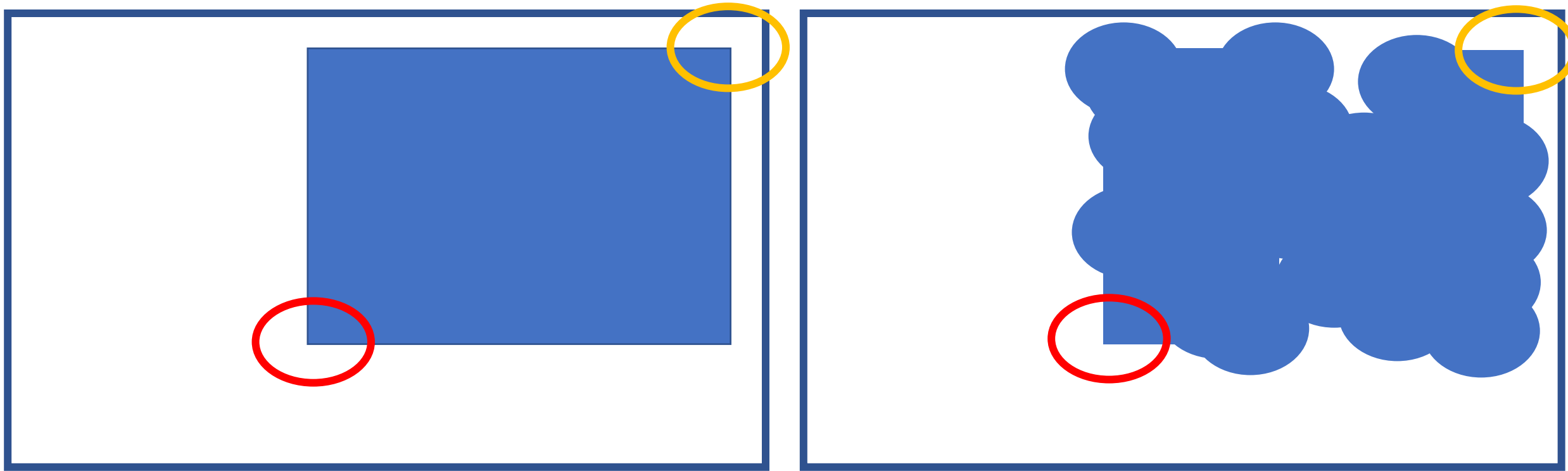


機械学習が見つけたいものは何？

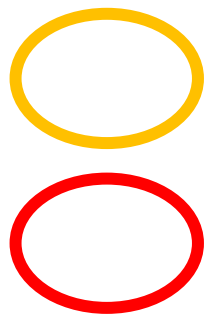


左右の形に共通する特徴を「学習」したい

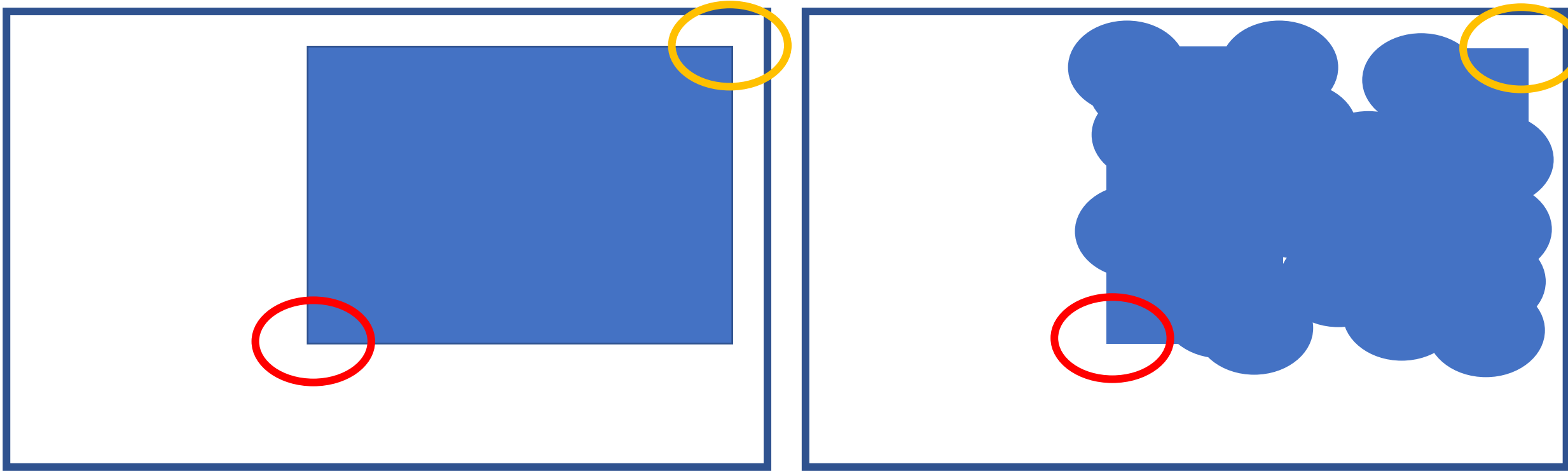
機械学習が見つけたいものは何？



左右の形に共通する特徴を「学習」したい

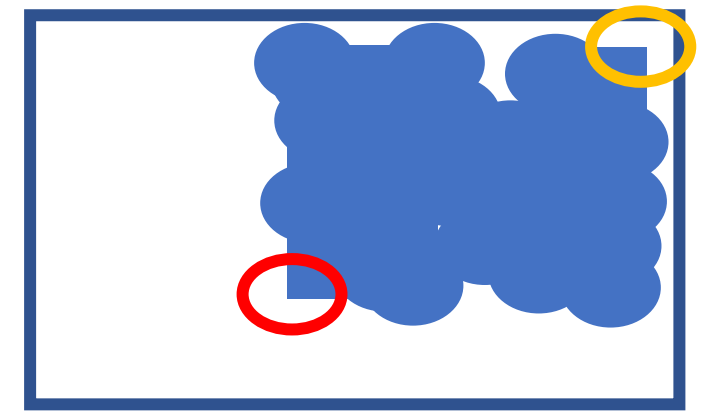
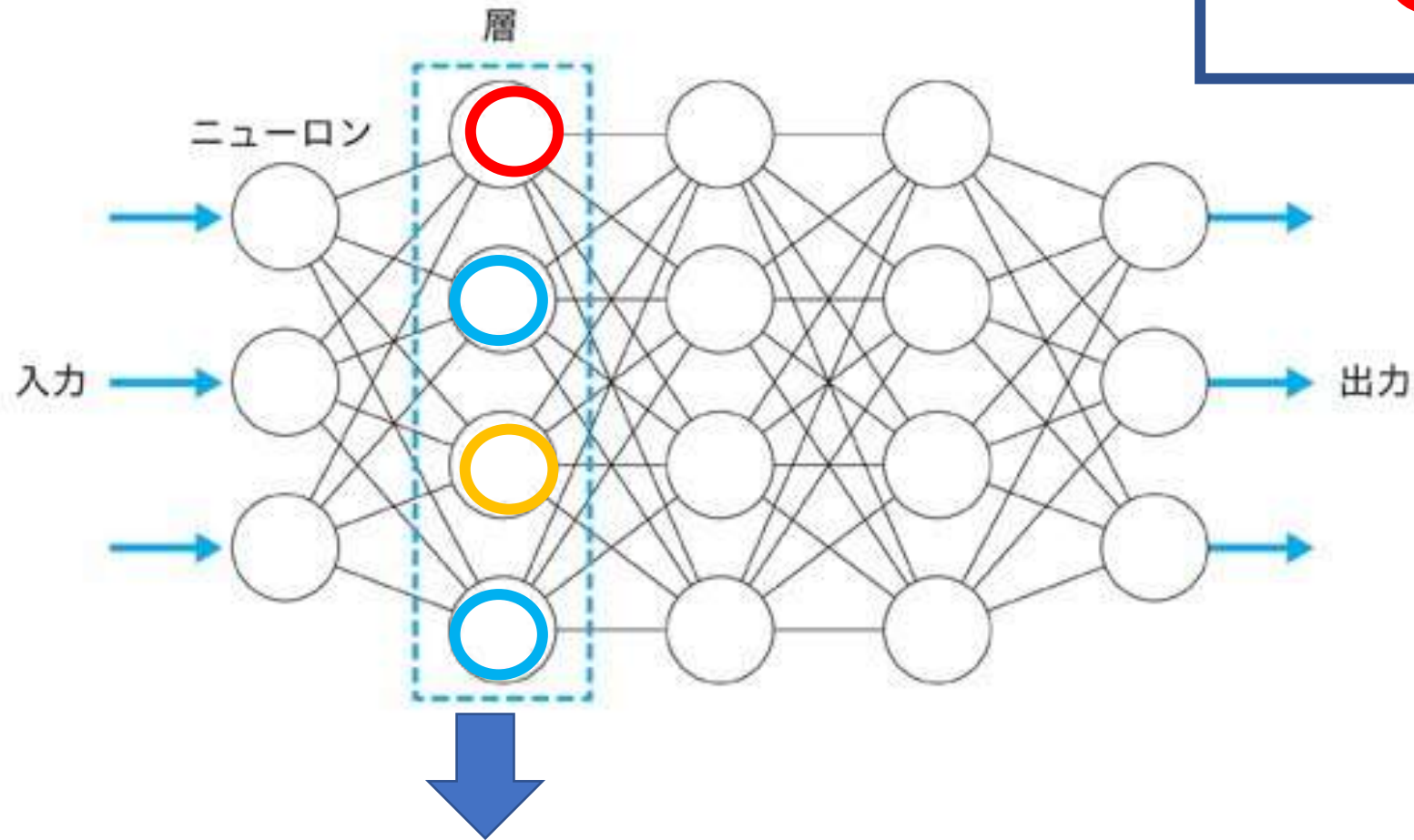


2 か所の「局所」情報の組み合わせ



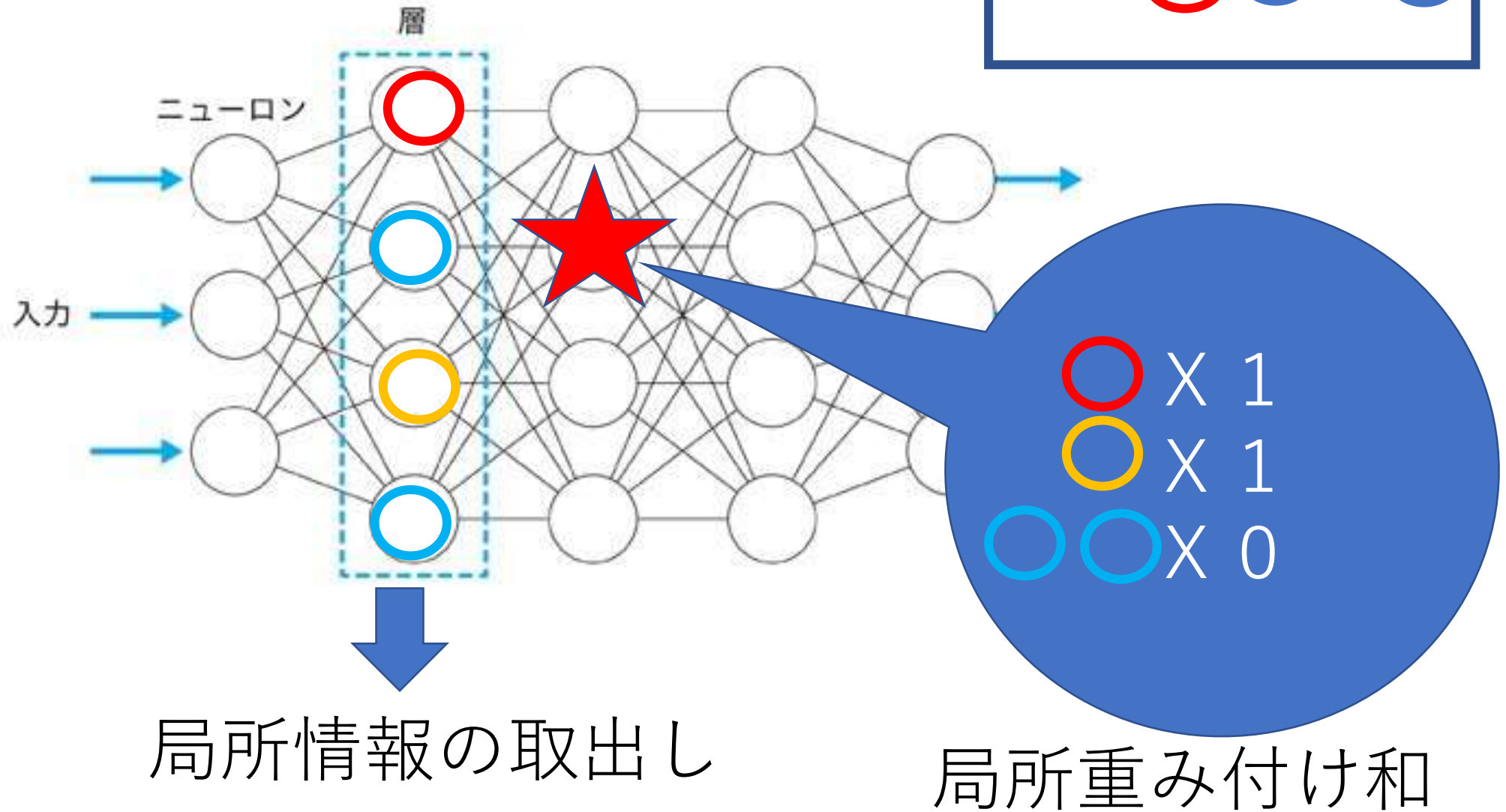
左右の形に共通する特徴を「学習」したい

CNNでは、局所情報を取るのが基本だから



局所情報の取だし

CNNでは、局所情報を取るのが基本だから



小括：CNNは

- 局所の特徴抽出を、重み付け和で得る
- 局所をたくさんとることで、情報の損失を防ぐ
- 局所に関して、重み付け和を取る

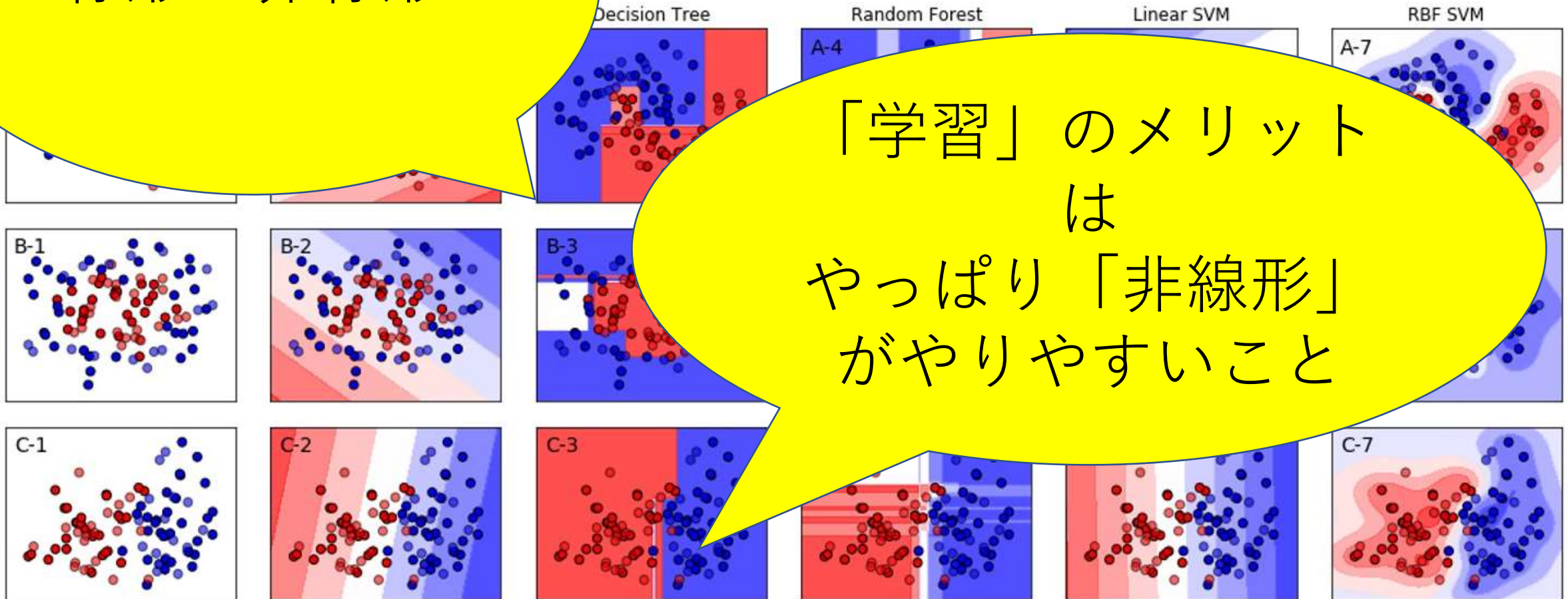
$a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_3 + \dots$ これが重み付け和

またの名を「線形処理」と言う

ベクトルと行列で計算できる まっすぐなもの・平らなもの
コンピュータが得意

線形と非線形

Classification Methods

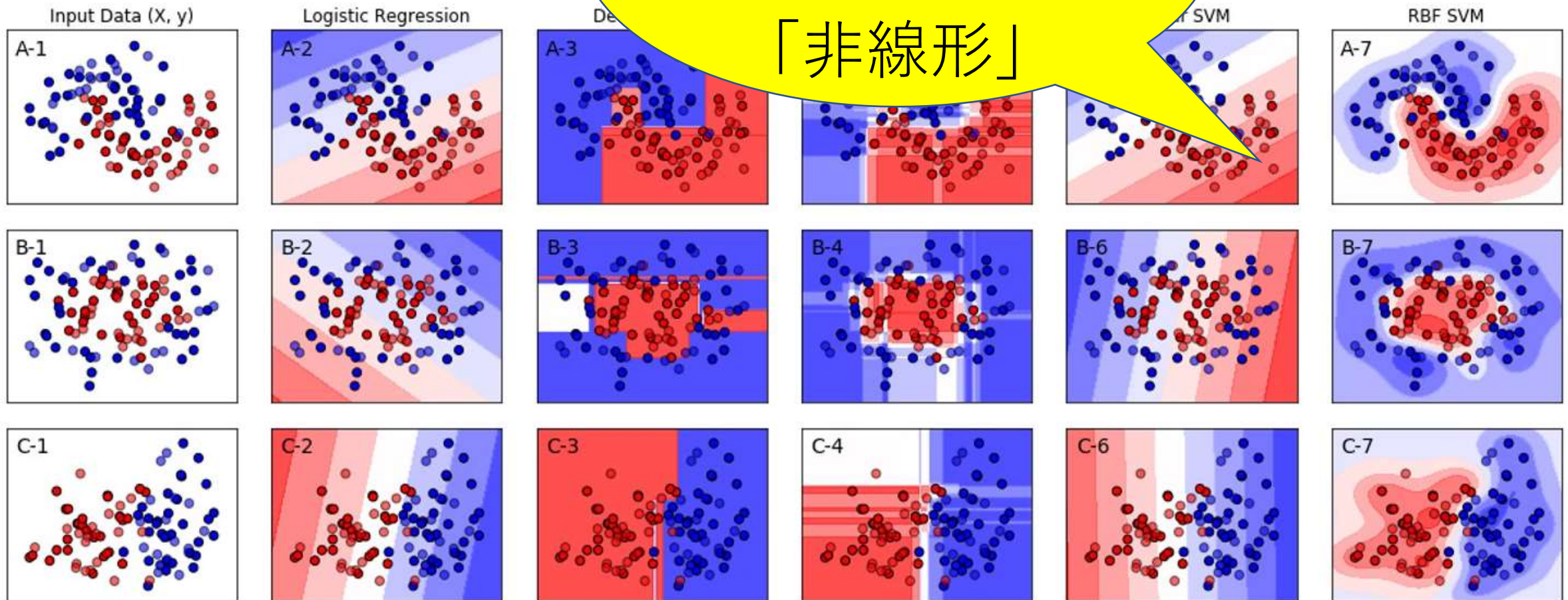


「学習」のメリット
は
やっぱり「非線形」
がやりやすいこと

学習の方法

Comparison

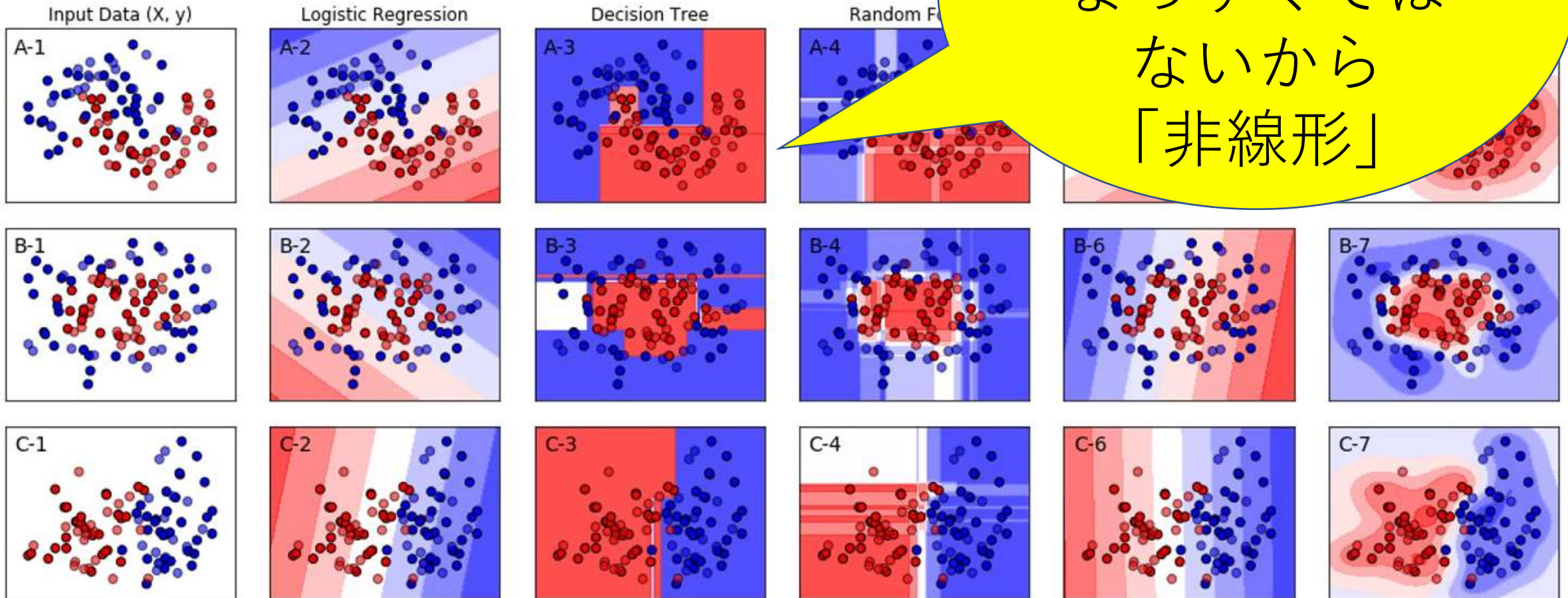
曲線は
まっすぐでは
ないから
「非線形」



Example adapted from Scikit-learn open-source developer guide, Code source: Gaël Varoquaux, Andreas Müller; 2018
https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/classification/plot_classifier_comparison.html

学習の方法

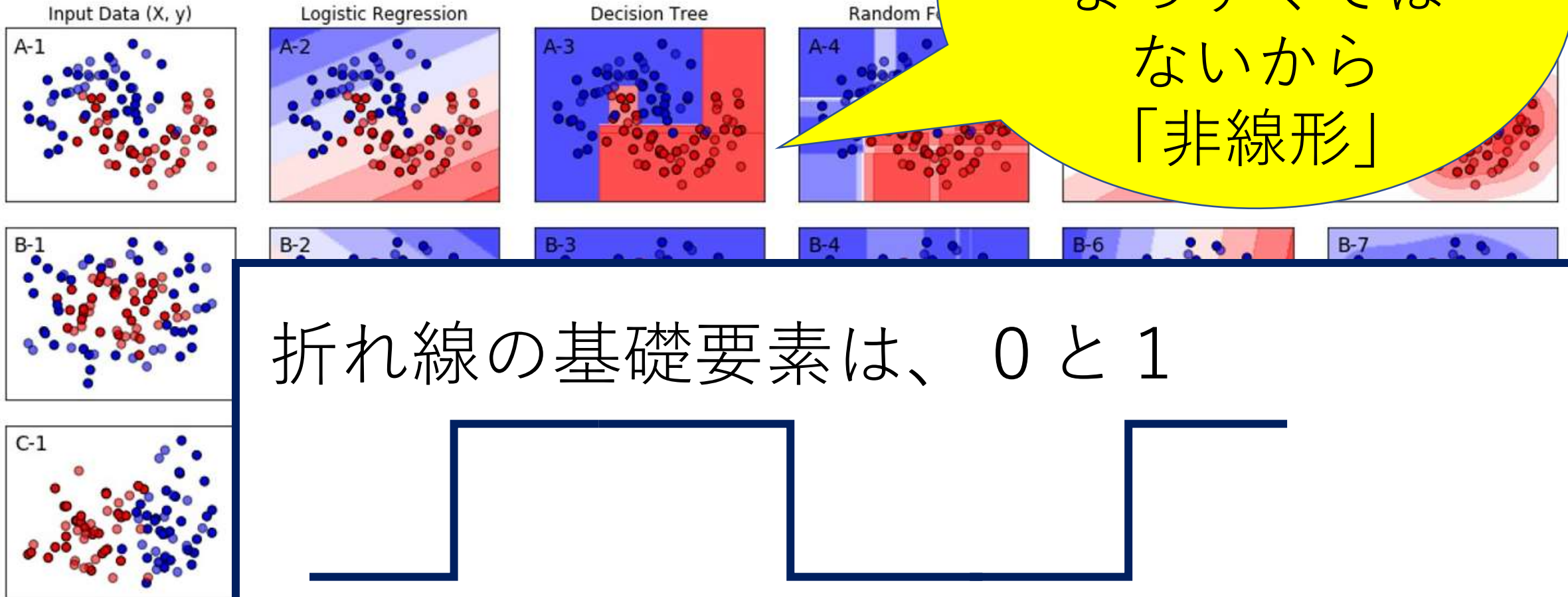
Comparing Classification



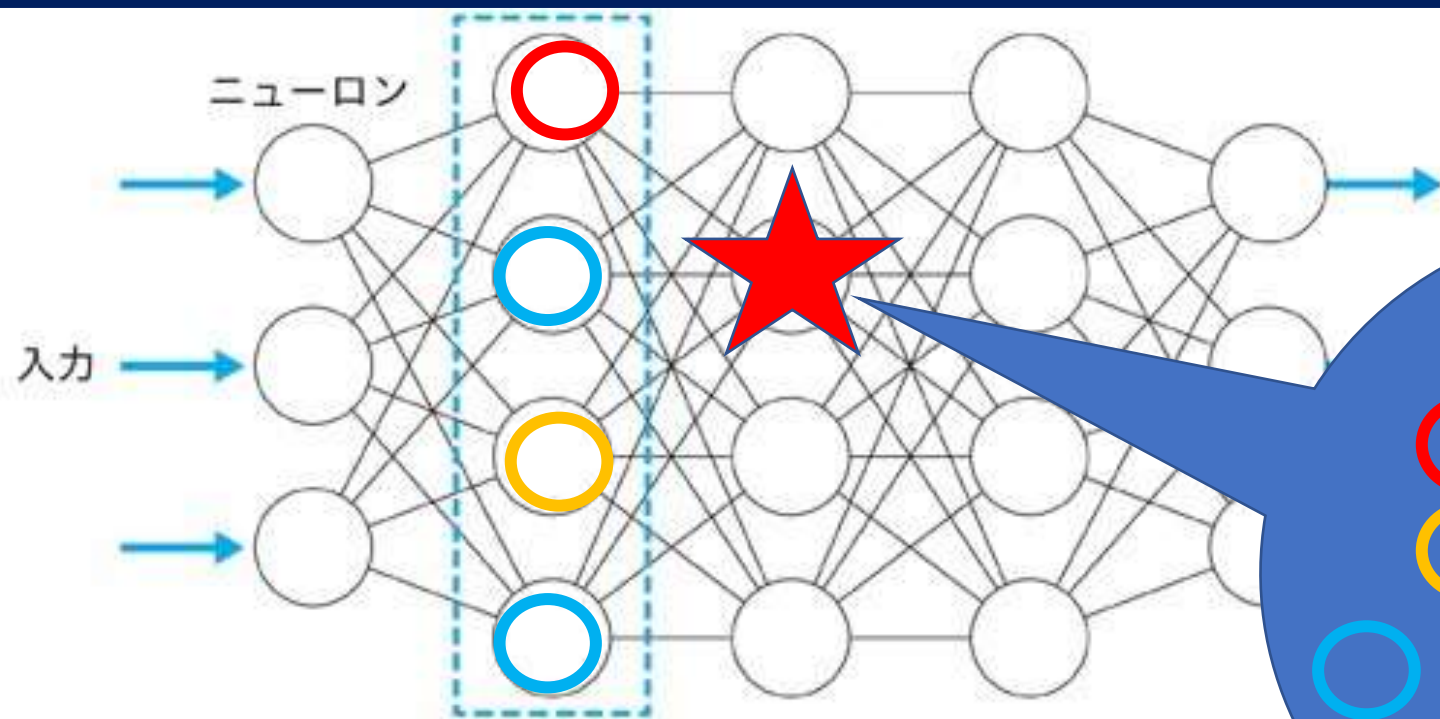
折れ線も
全体は
まっすぐでは
ないから
「非線形」

学習の方法

Comparing Classification



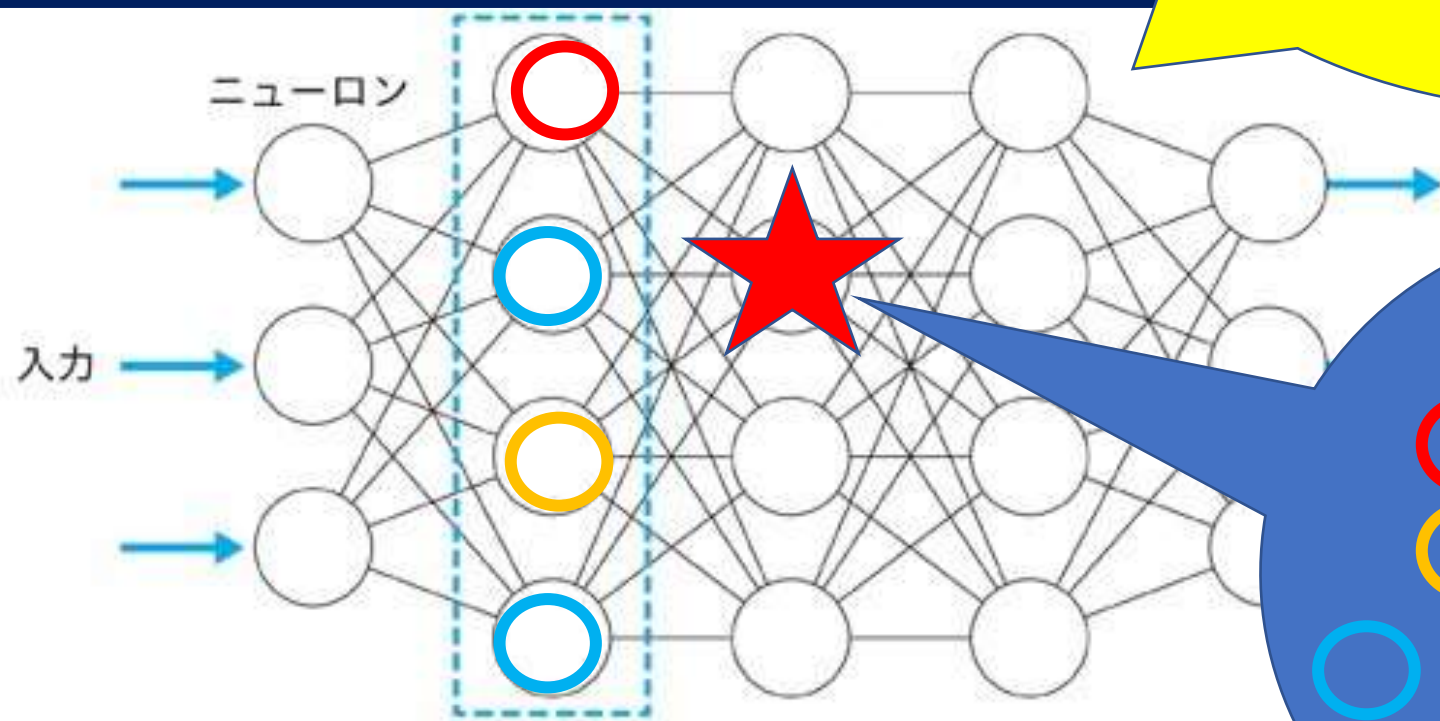
折れ線の基礎要素は、0 と 1



Red circle	X	1
Yellow circle	X	1
Blue circle	X	0

折れ線の基礎要素は、0 と 1

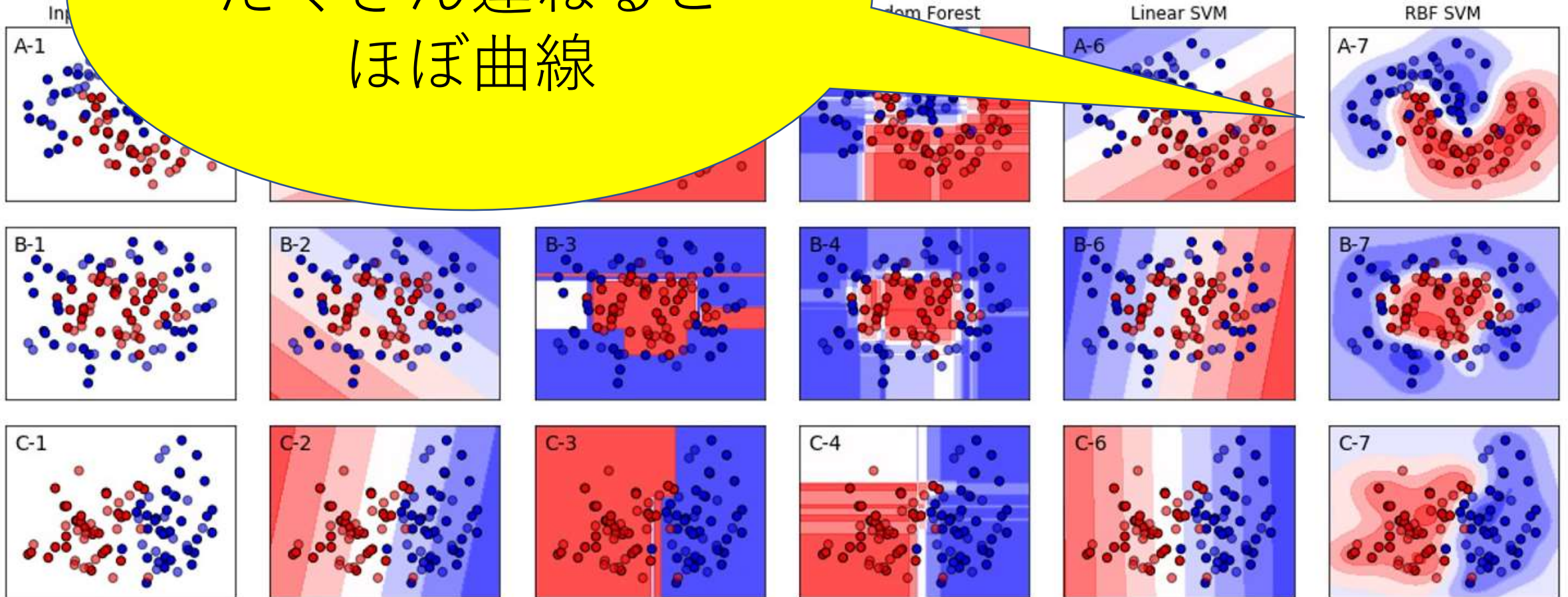
「0,1」で
組み合わせる
のは
「非線形」



学習

短い直線を
たくさん連ねると
ほぼ曲線

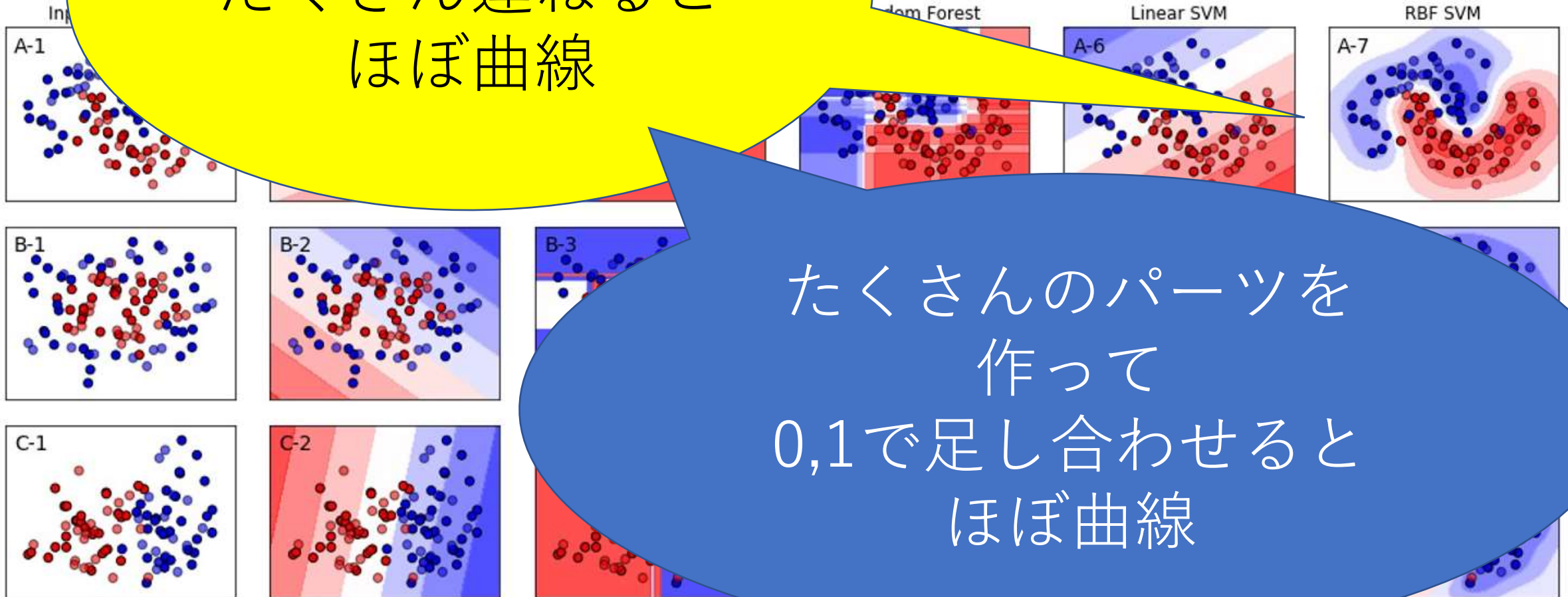
Classification Methods



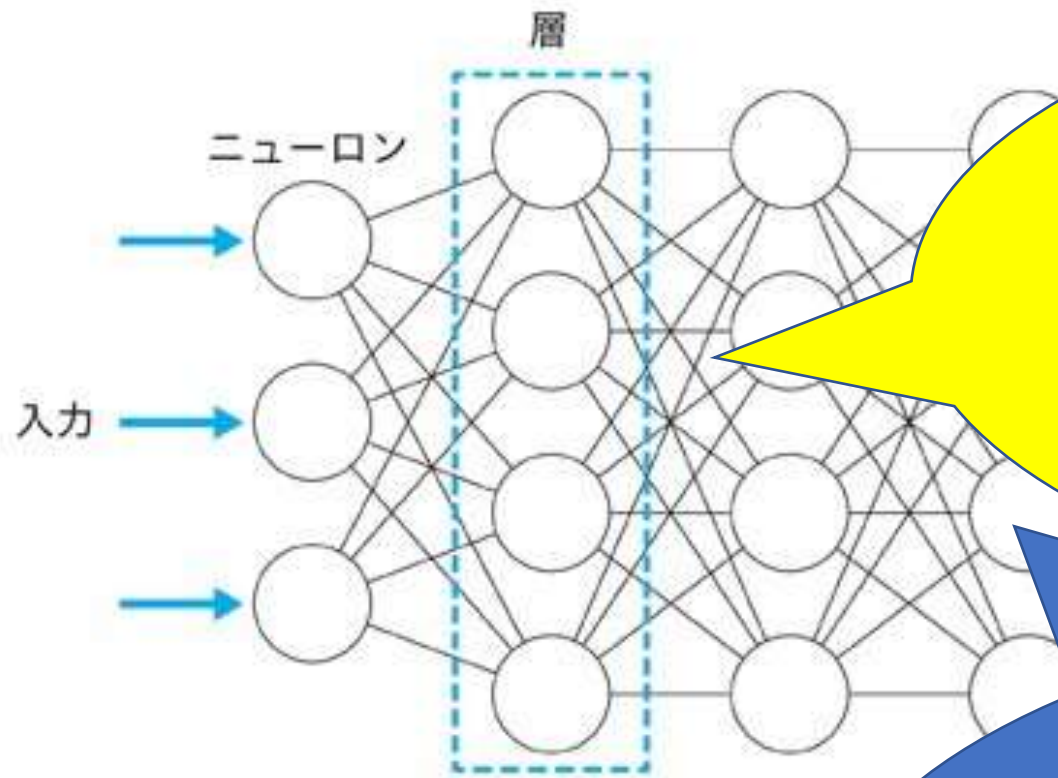
学習

短い直線を
たくさん連ねると
ほぼ曲線

Classification Methods



たくさんのパーツを
作って
0,1で足し合わせると
ほぼ曲線

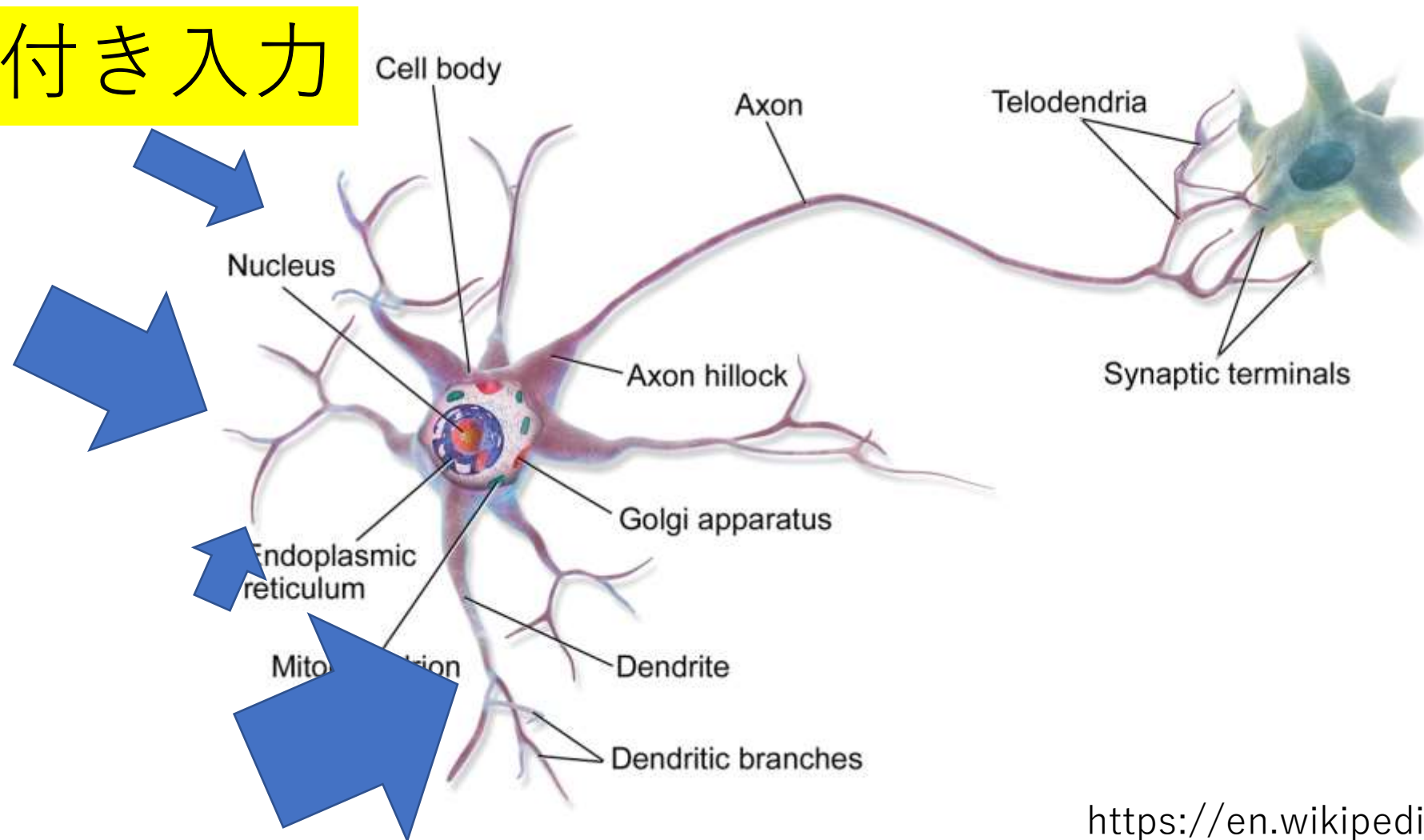


たくさんのパーツを
作るには
層を深めるのがよい
～深層学習～

たくさんのパーツを
作って
0,1で足し合わせると
ほぼ曲線

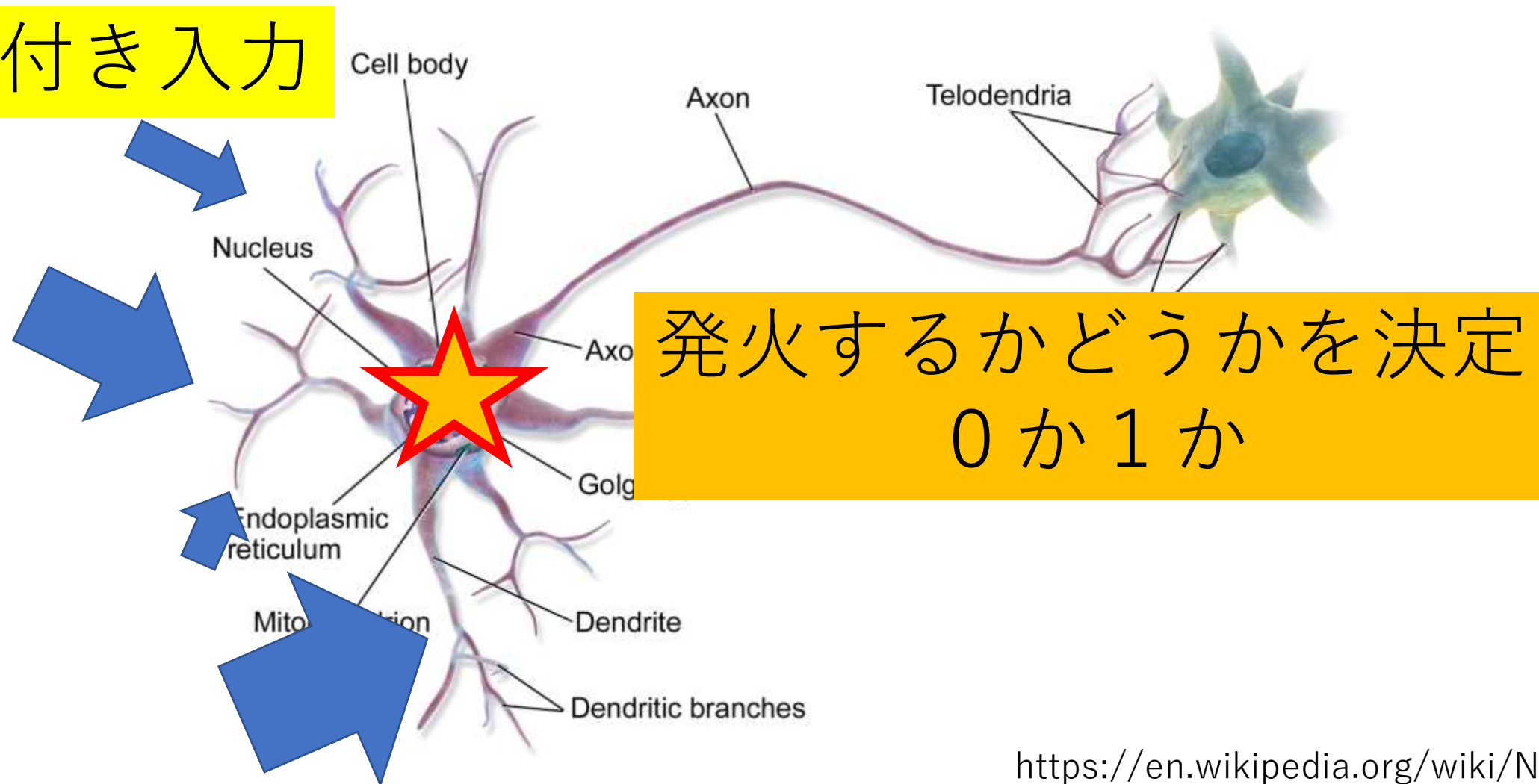
(C)NN ニューラルネットワークと0,1

重み付き入力



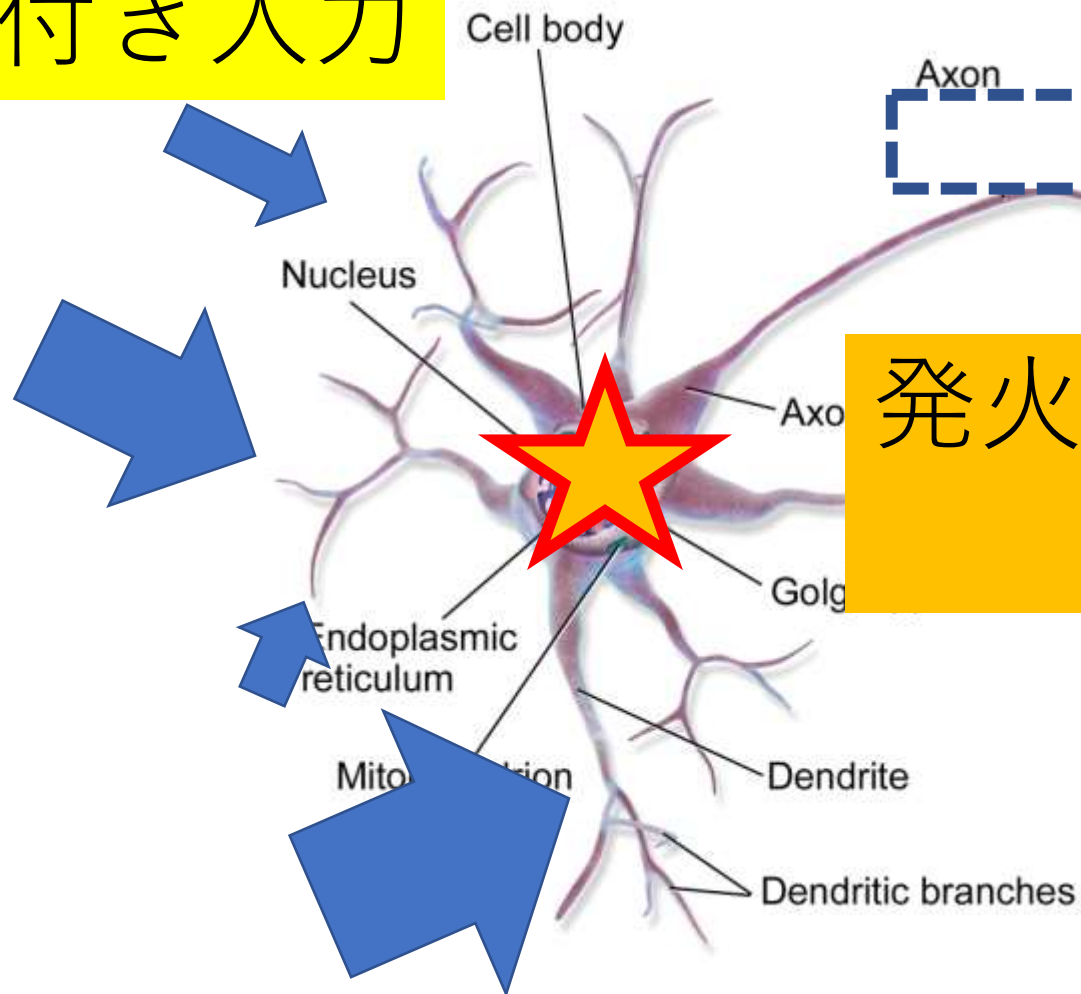
(C)NN ニューラルネットワークと0,1

重み付き入力



(C)NN ニューラルネットワークと0,1

重み付き入力



発火するかどうかを決定
0 か 1 か

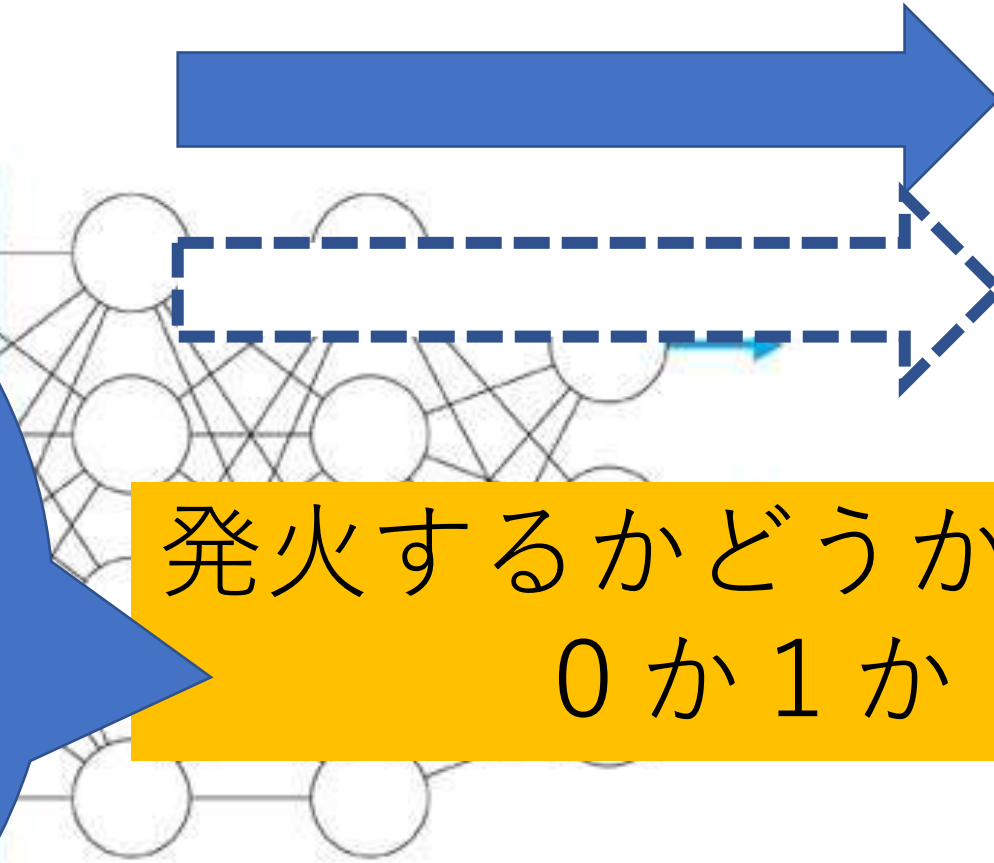
(C)NN ニューラルネットワークと0,1

重

本当は、ちょっと工夫していて、0/1階段関数だったり、それに似た、関数だったりする

層

発火するかどうかを決定
0 か 1 か



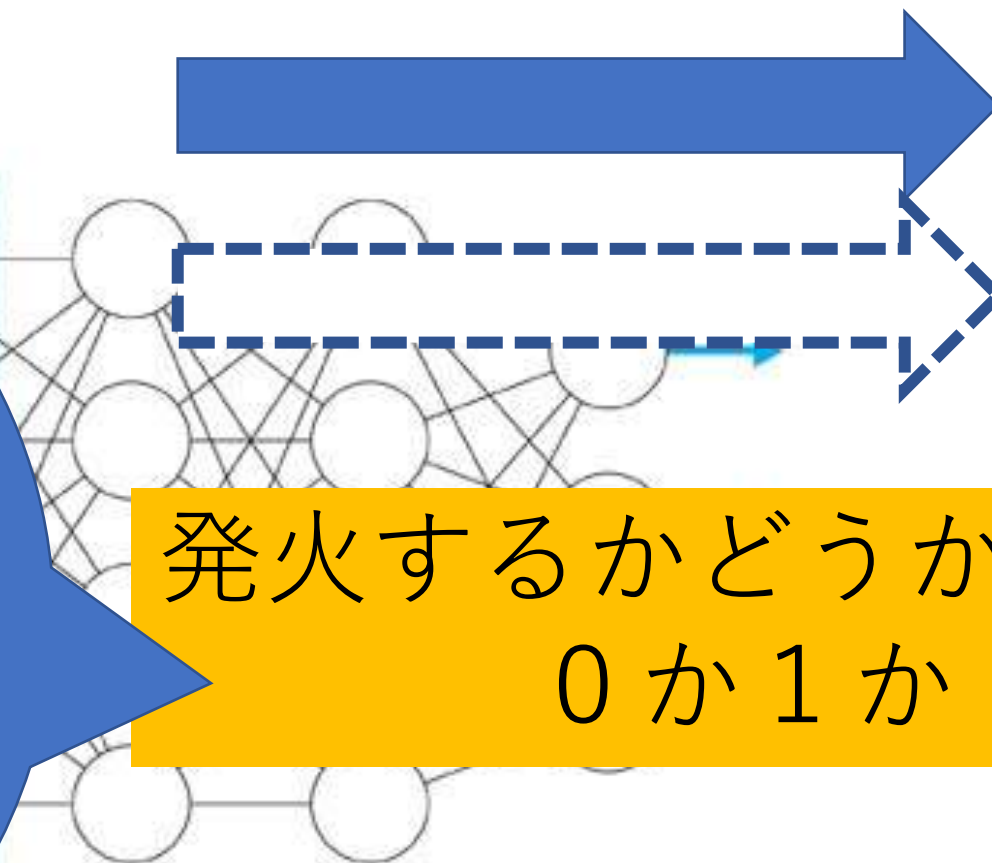
(C)NN ニューラルネットワークと0,1

重

本当は、ちょっと工夫していて、0/1階段関数だったり、それに似た、関数だったりする

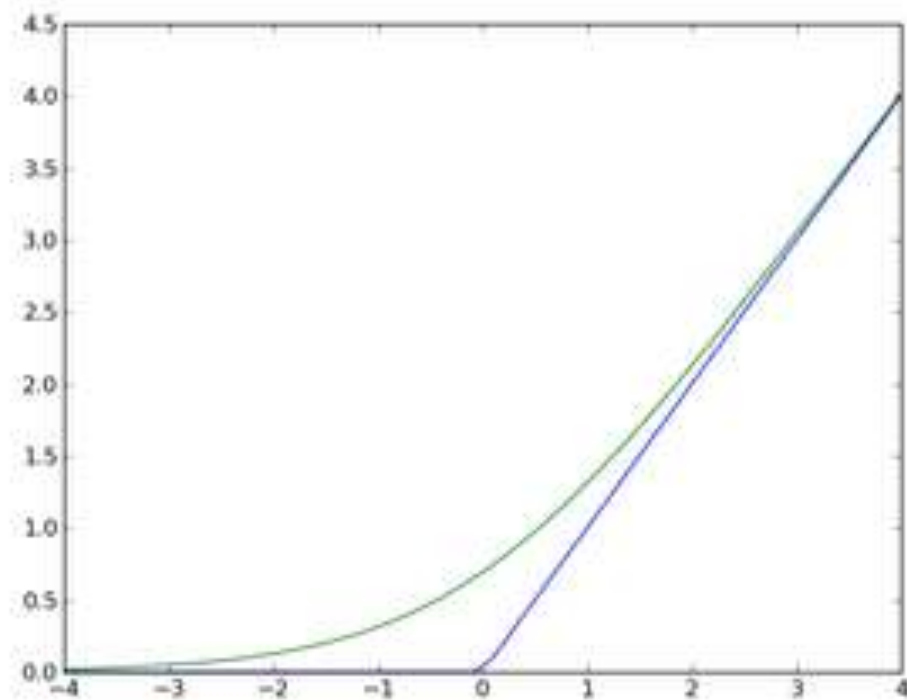
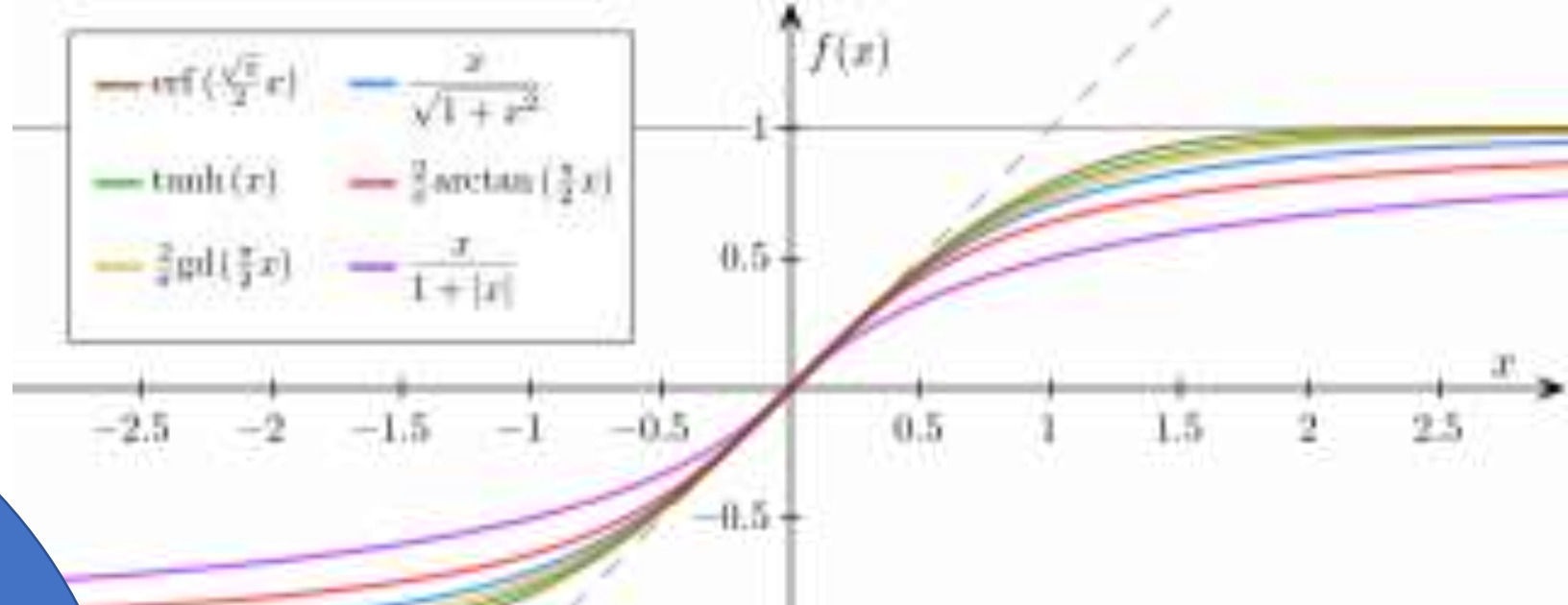
層

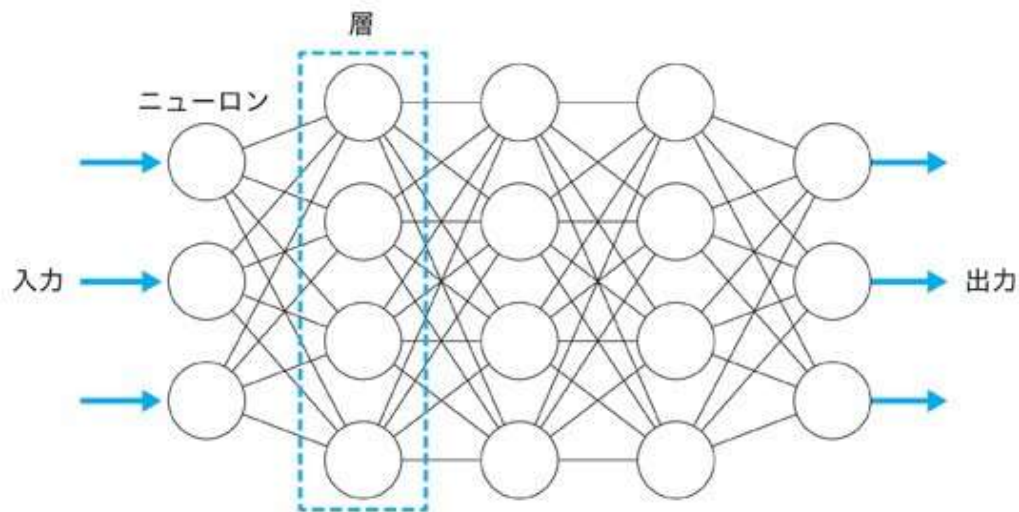
発火するかどうかを決定
0 か 1 か



活性化関数

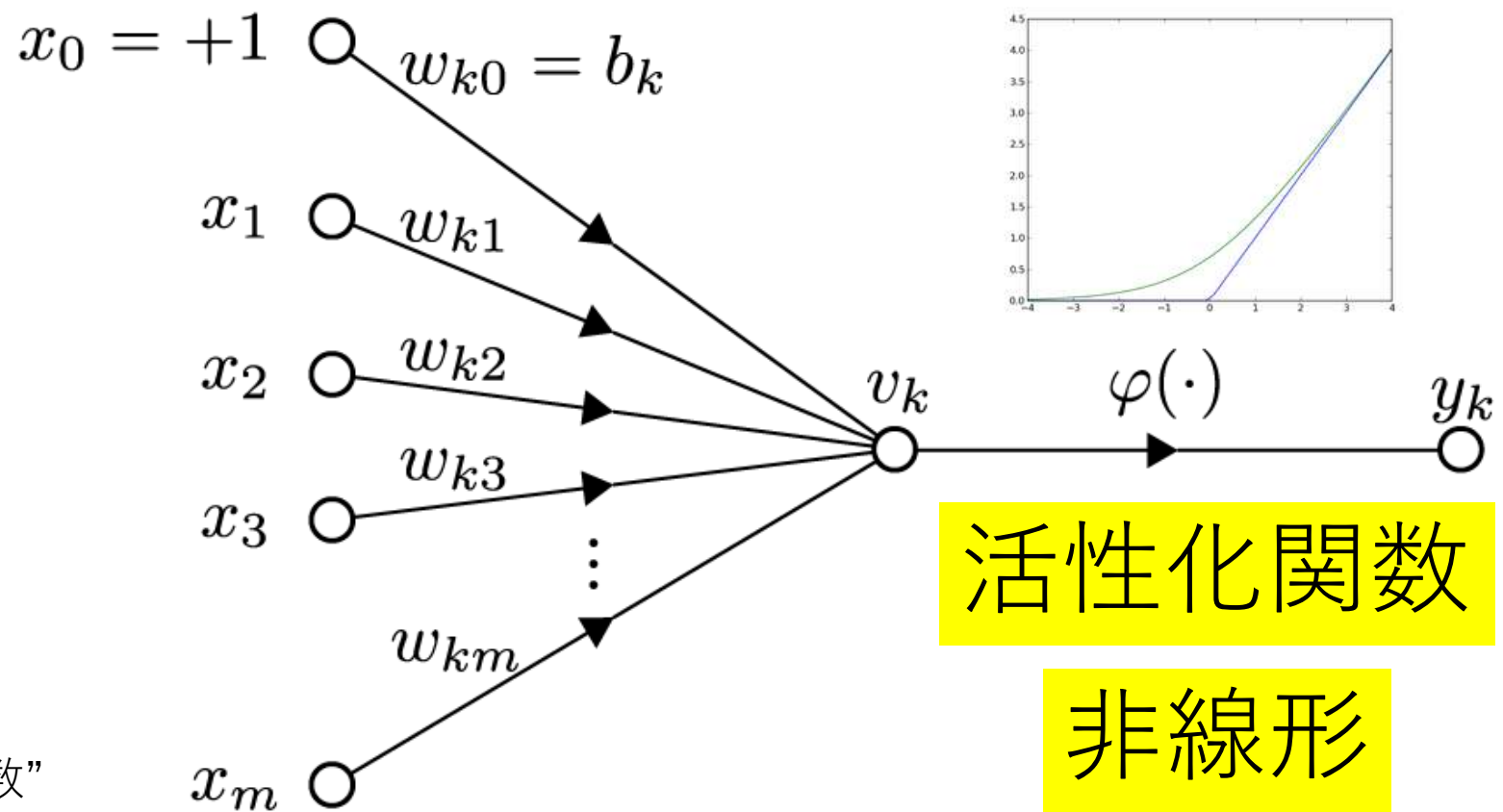
本当は、ちょっと工夫していて、0/1階段関数だったり、それに似た、関数だったりする





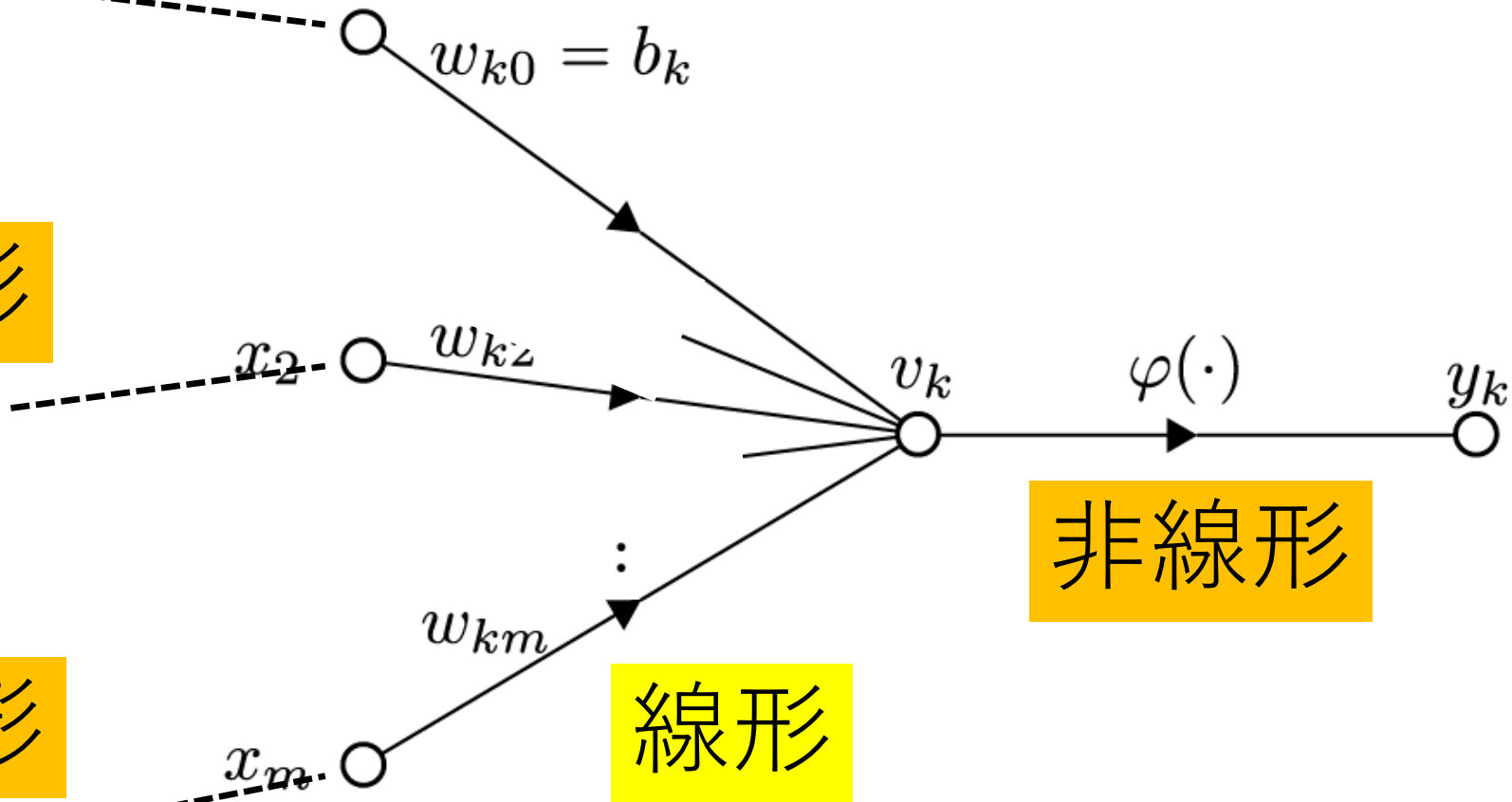
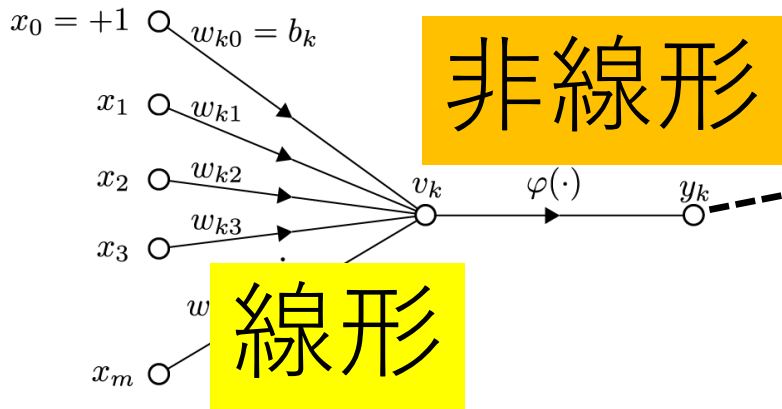
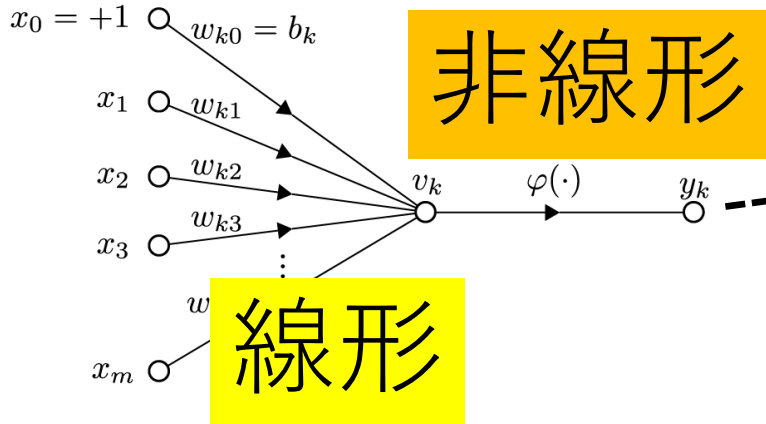
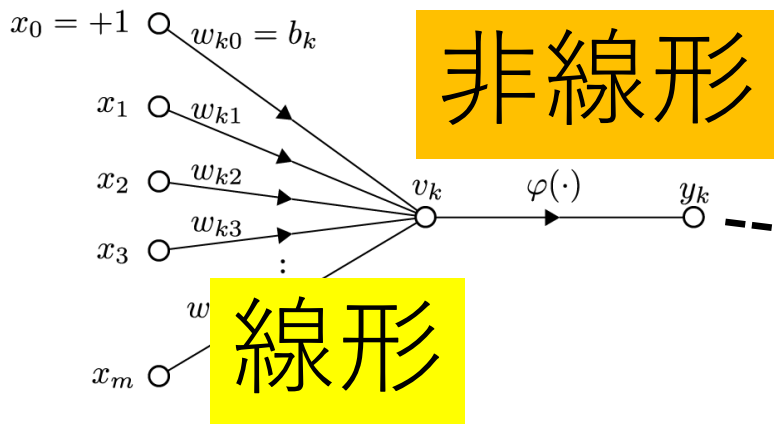
線形代数

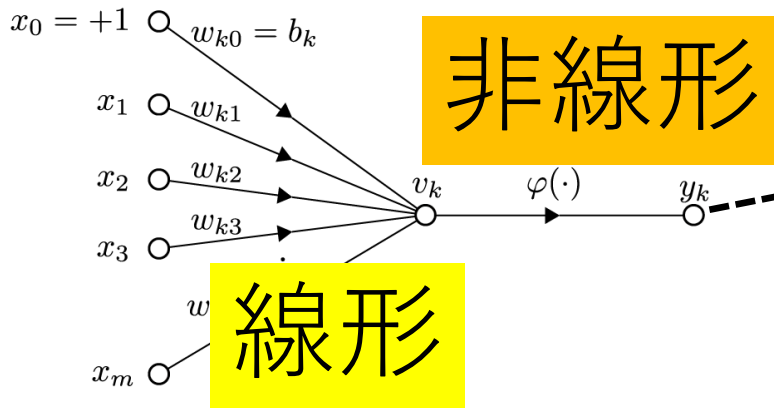
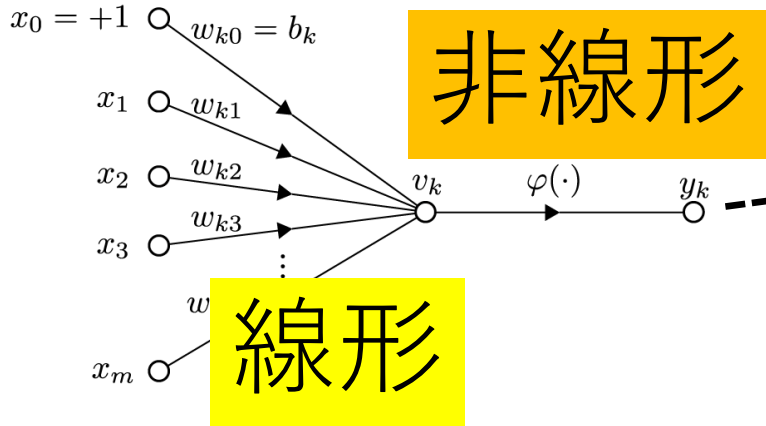
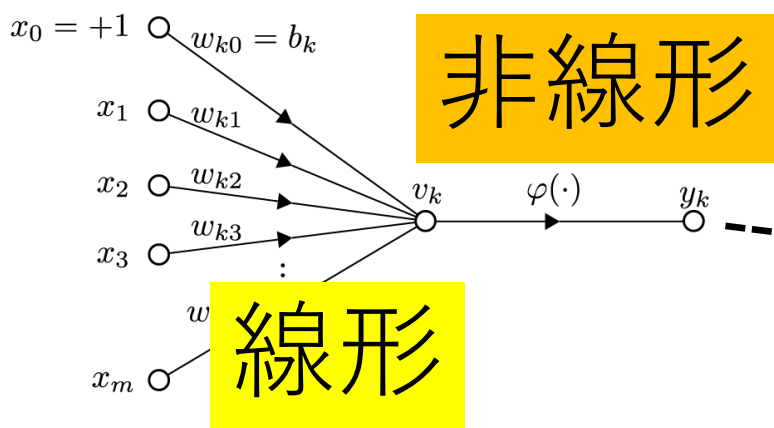
重み付き入力



活性化関数

非線形





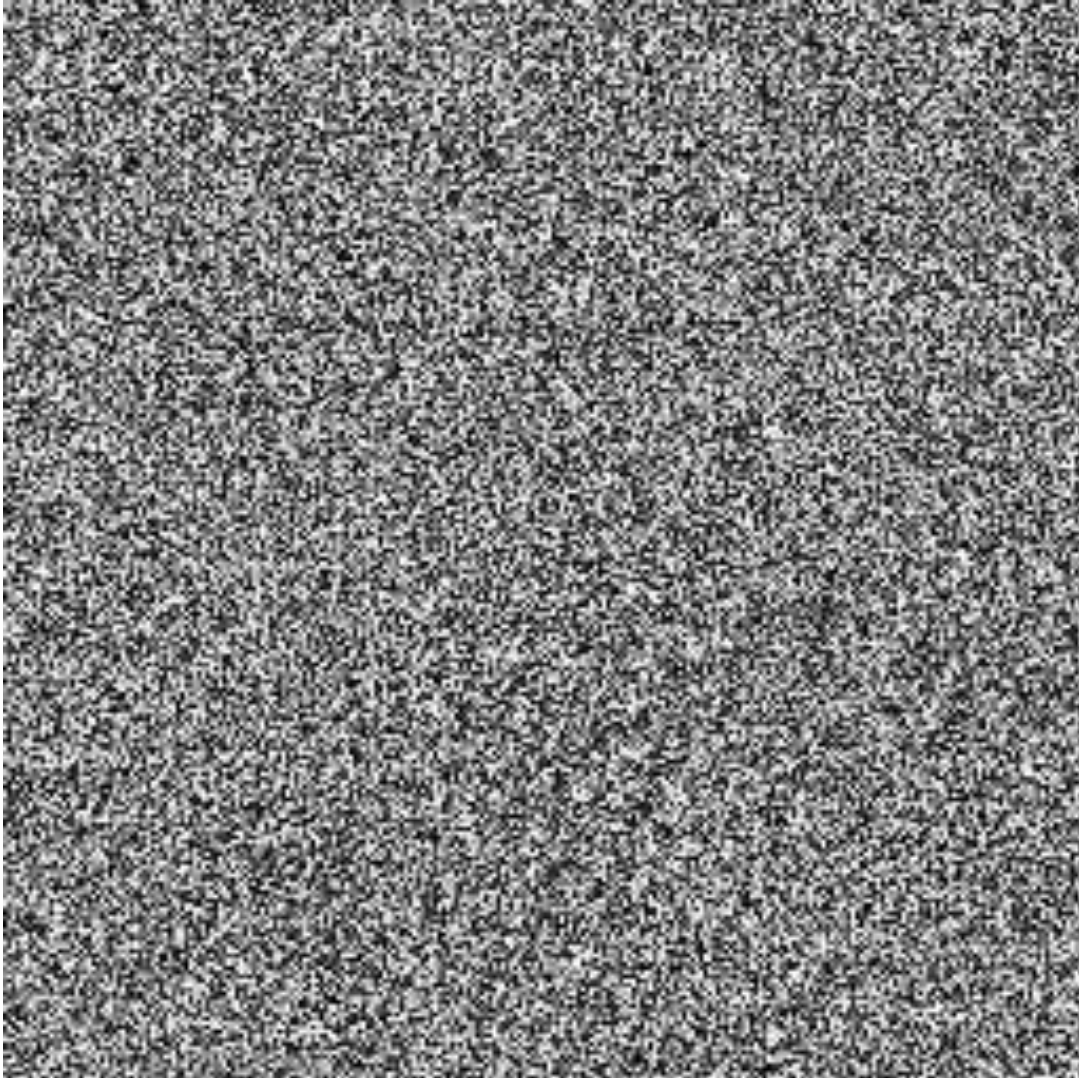
線形重み係数を
推定する
規模は大きい
が「線形回帰」

効率よく処理する
ための
アルゴリズムを
使う

画像データの場合 どうして局所情報でまとめるか？

- 近いところに固まって「意味」があるから
 - 「輪郭」も「その狭い幅」に「意味」がある。。。など
- 近いところの情報(色・濃淡)はよく似ていることがある
 - 「よく似ている」ということは、「省略」しても情報を失いにくいということ

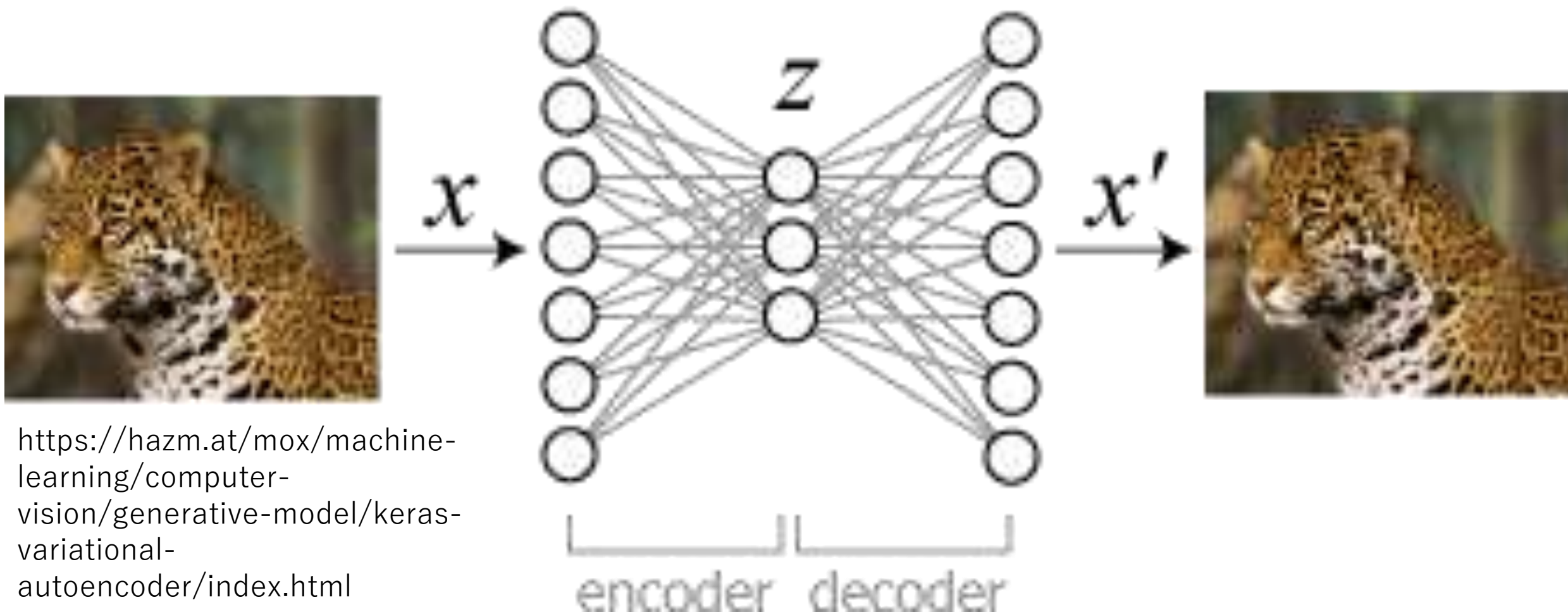
そもそも、画像に意味があるとは



- パターンが「見える」
- ピクセルの個数の情報を、より少ない個数の情報で表現できる
- ホワイトノイズ(左の絵)は、すべてのピクセルが相互にランダムなので、すべてのピクセルの値を保持する以外に情報を保つ方法がない

画像に意味があるなら、次元圧縮できる

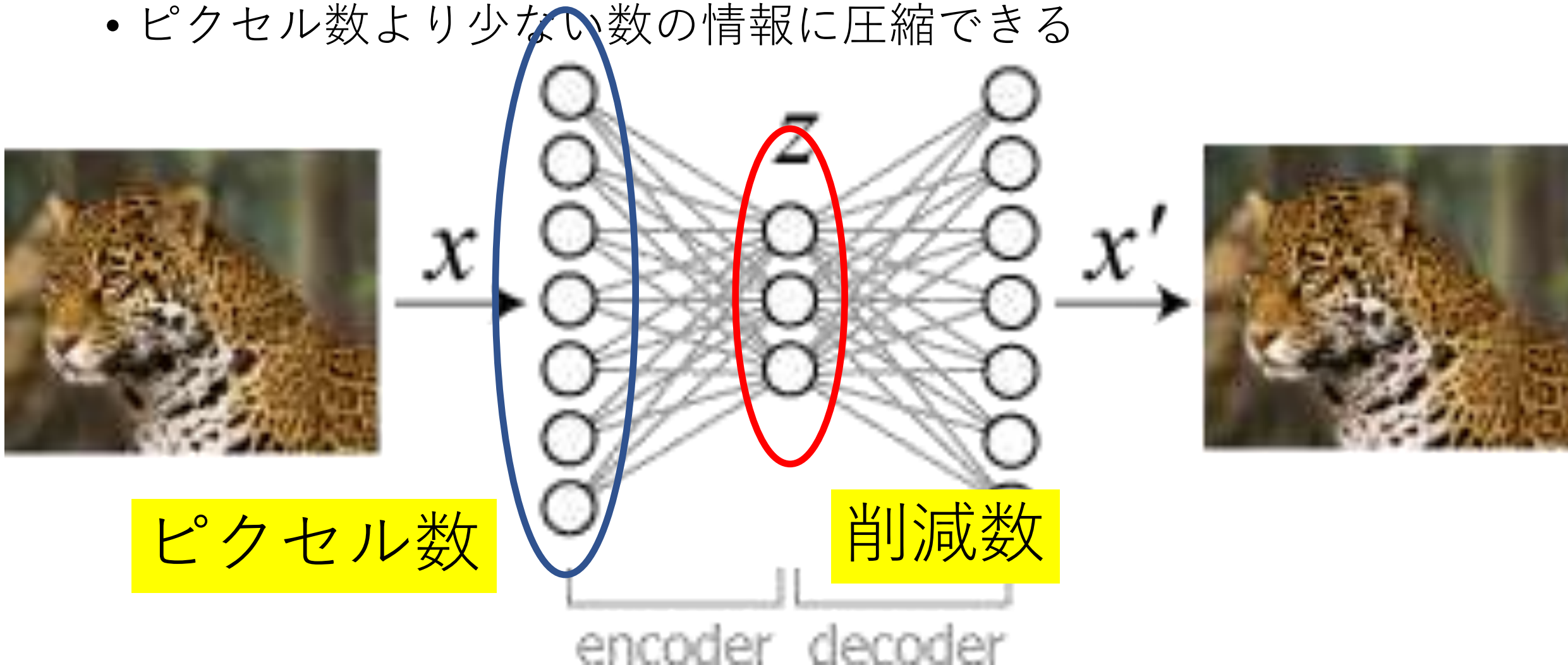
- ピクセル数より少ない数の情報に圧縮できる



<https://hazm.at/mox/machine-learning/computer-vision/generative-model/keras-variational-autoencoder/index.html>

画像に意味があるなら、次元圧縮できる

- ピクセル数より少ない数の情報に圧縮できる



例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Kurilová ⁴, Silvester Kosmel' ⁵, Radoslav Beňuš ⁶, Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kuracinová ⁹, Michal Palkovič ^{9,10} and Ivan Varga ¹¹

1. Biological age determination [8,9,16–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

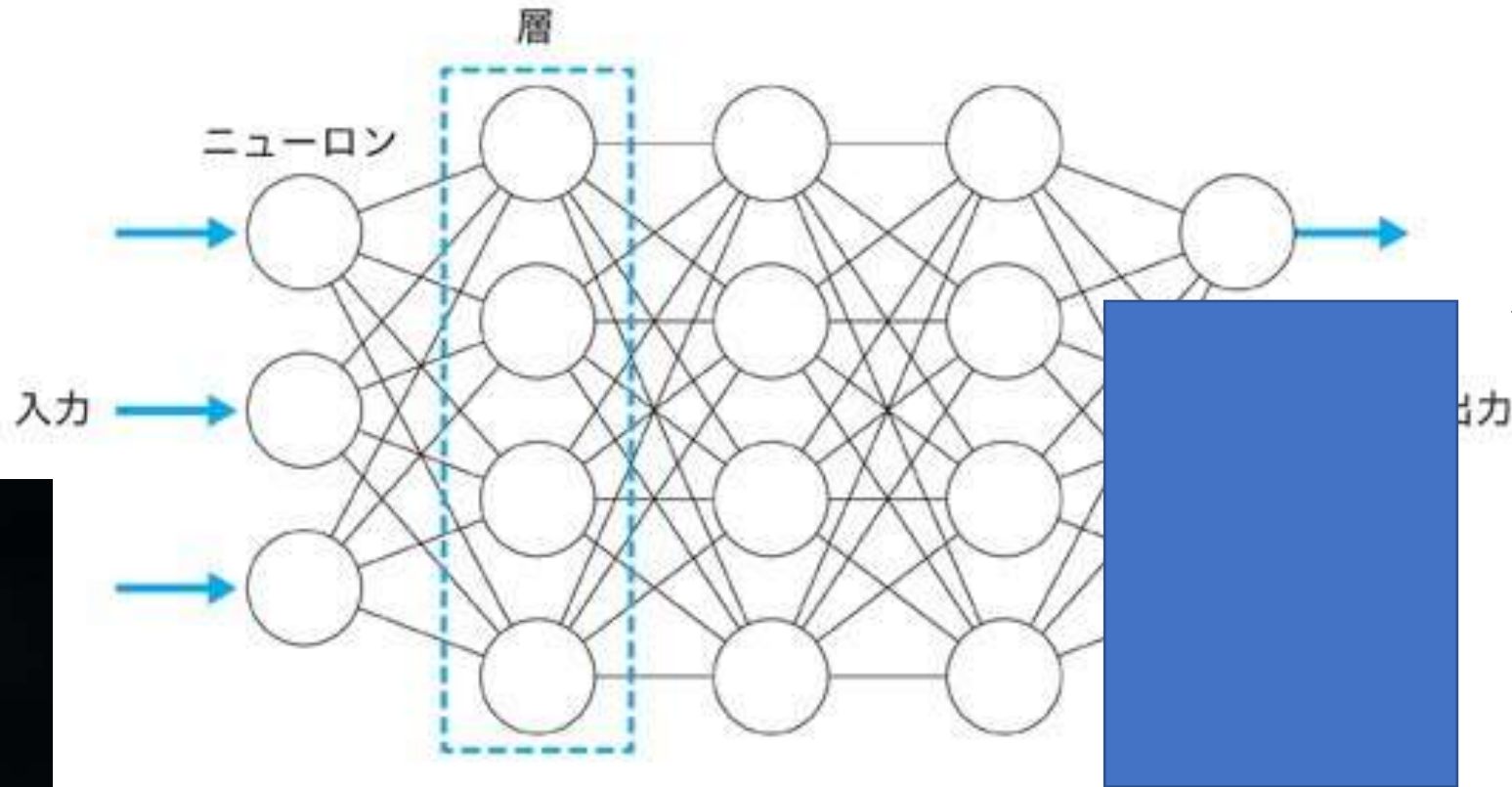
Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Kurilová ⁴, Silvester Kosmel' ⁵, Radoslav Beňuš ⁶, Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kuracinová ⁹, Michal Palkovič ^{9,10} and Ivan Varga ¹¹

1. Biological age determination [8,9,16–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

年齢推定

<https://www.sankei.com/article/20210112-UCMQNGVCHVPW5K4UGQ6UL5UBX4/>

京都府警本部長



57

35(?)

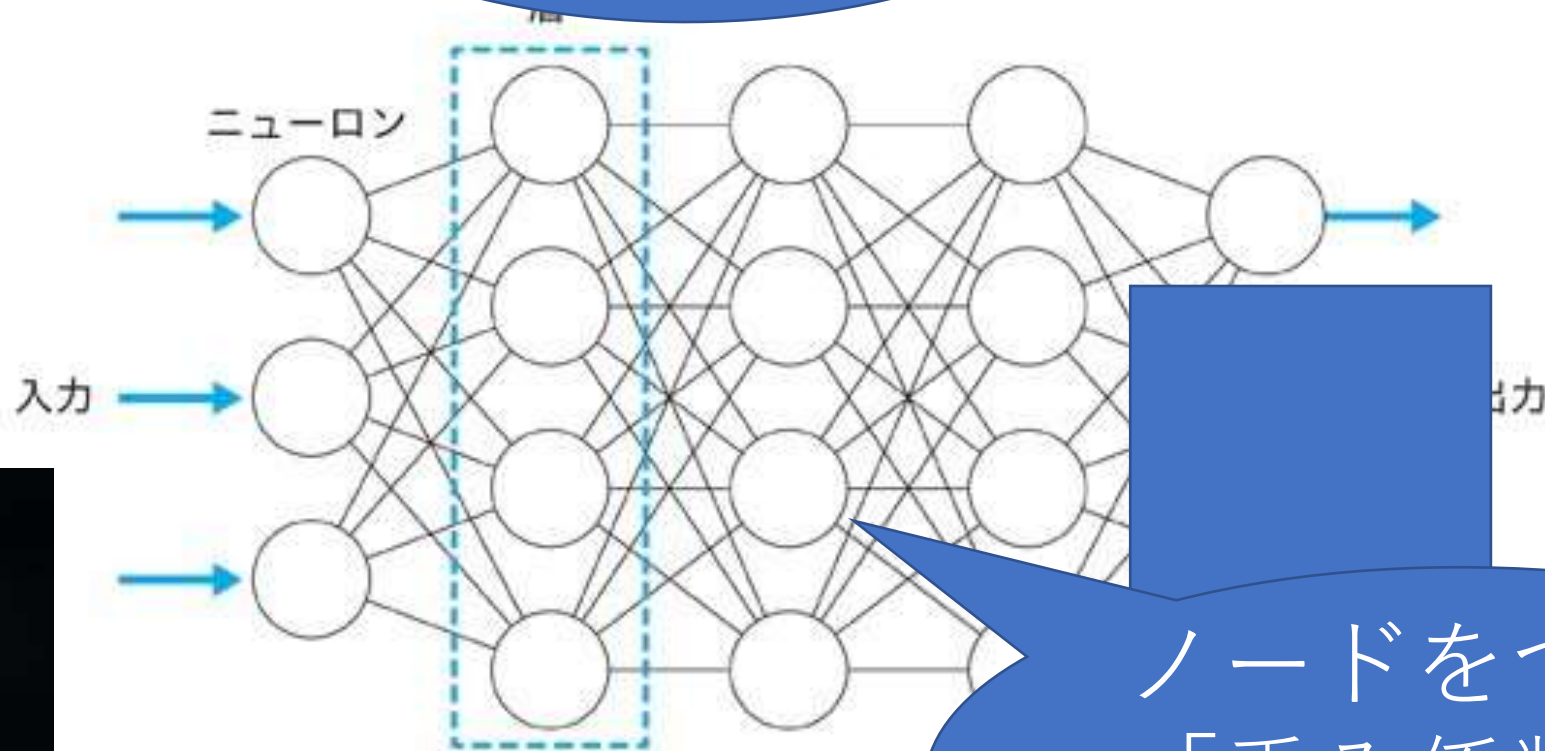
警視庁鑑識課巡査長

<https://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/saiyo/2021/person/criminal01.html>



たくさんの写真
と年齢のペア

NGVCHVPW5K4UGQ6UL5UBX4/



57

35(?)

ノードをつなぐ
「重み係数」を
探す

<https://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/san/criminal01.html>

年齢推定

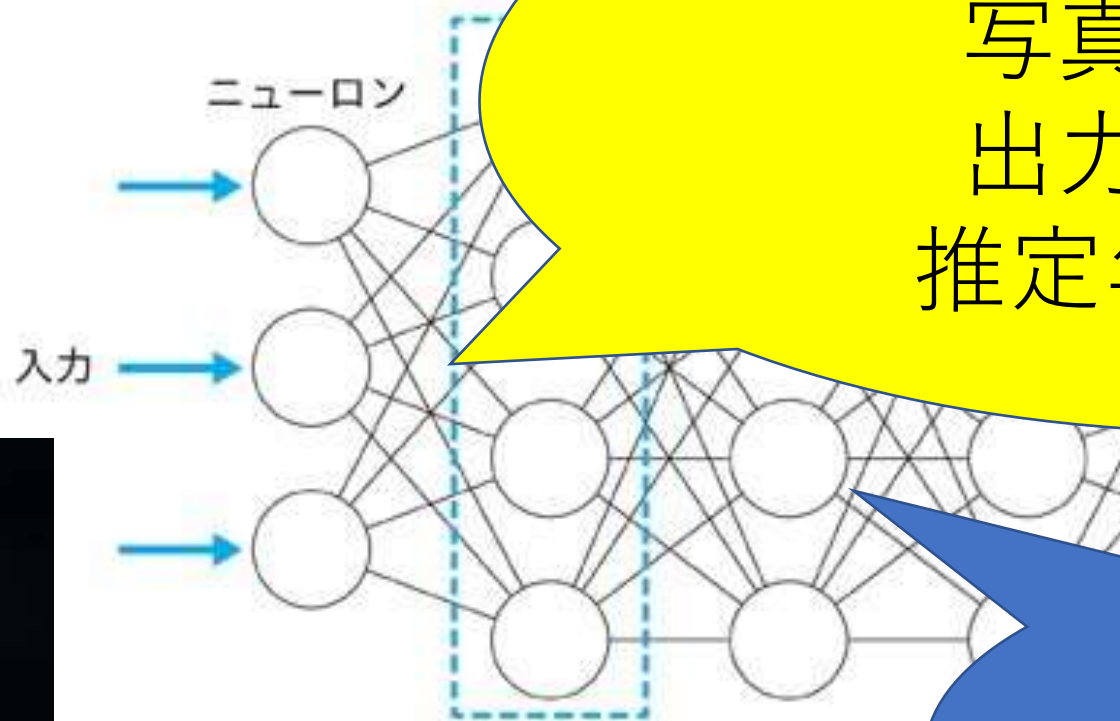


<https://www.kyoto-pf.jp/>
京都府警本部長



警視庁鑑識課巡查長
<https://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/senmon/criminal01.html>

たくさんの写真
と年齢のペア



得られた係数を使って
写真を入力し
出力ノードに
推定年齢を出す

ノードをつなぐ
「重み係数」を
探す

例

(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Kurilová ⁴, Silvester Kosmel' ⁵, Radoslav Beňuš ⁶, Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kuracinová ⁹, Michal Palkovič ^{9,10} and Ivan Varga ¹¹

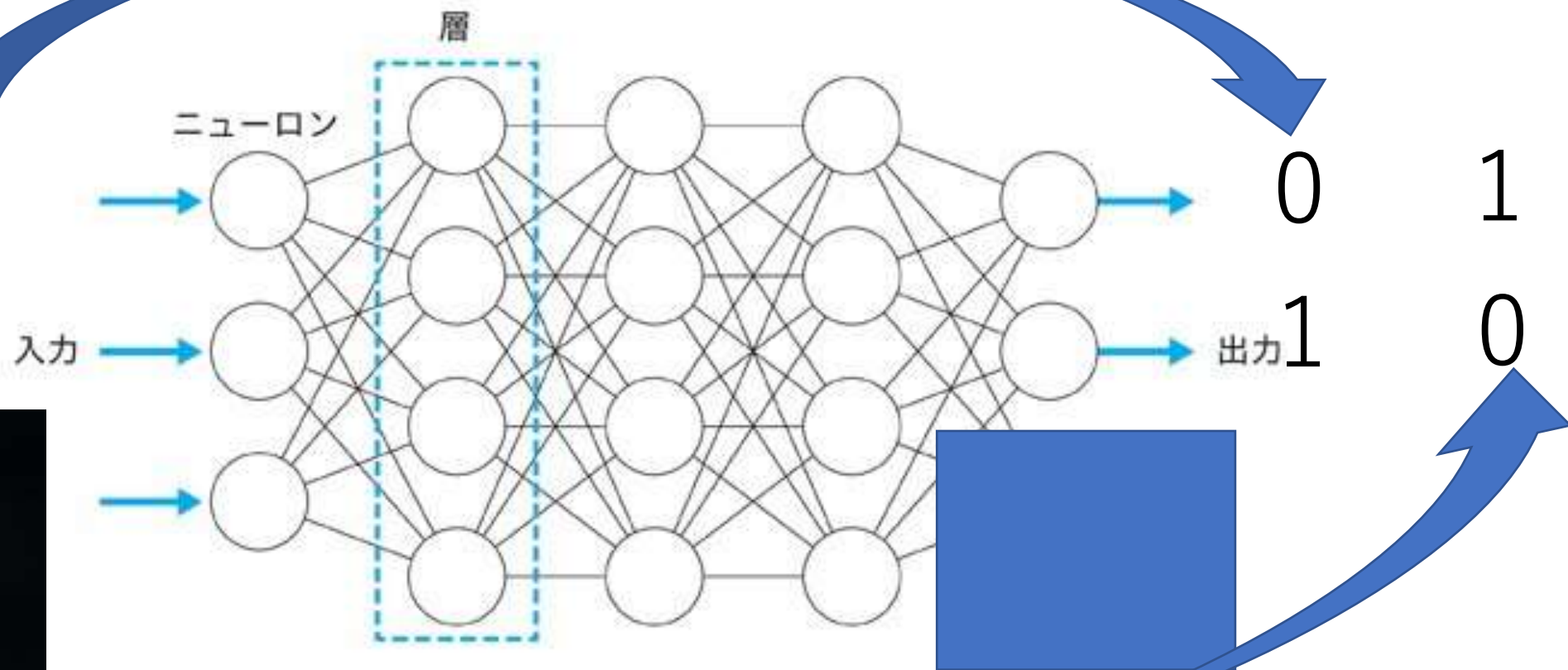
1. Biological age determination [8,9,16–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

性別判定



<http://www.police.pref.hyogo.lg.jp/saiyo/gyoumu/data/hp08.pdf>

兵庫県警警務課



警視庁鑑識課巡査長

<https://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/saiyo/2021/person/crim/crim01.html>

性別判定



<http://www>
兵庫県警



警視庁鑑識課巡査長

<https://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/saiyo/2021/person/crim/01.html>

得られた係数を使って
写真を入力し
出力男ノードと
出力女ノードとに
値を返す
2ノードの値を見て、
男女のどちららしいかを
定量する

1

0

性別判定



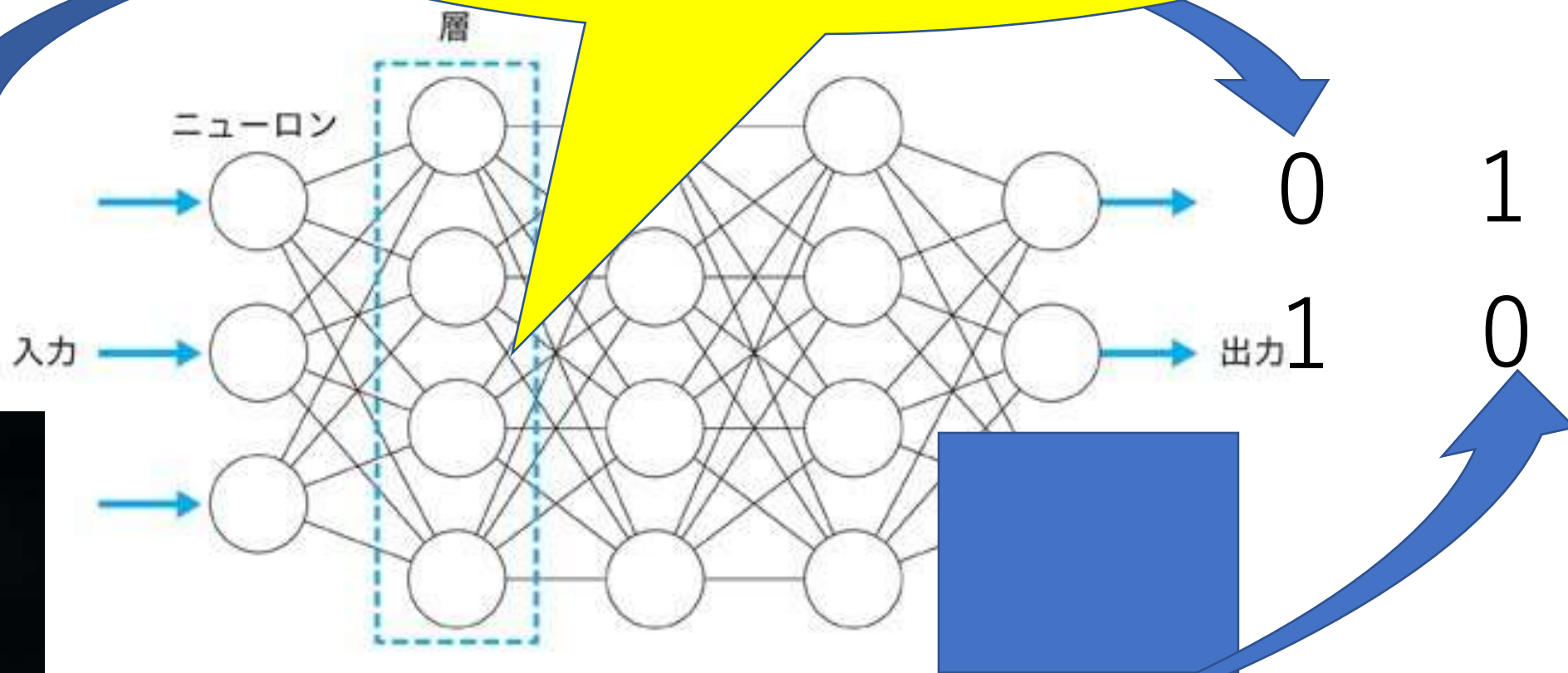
<http://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/saiyo/2021/person/crim/crim01.html>
兵庫県警警務課



警視庁鑑識課巡査長

<https://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/saiyo/2021/person/crim/crim01.html>

顔写真ではなくて、遺体部分のCT画像かもしれない



例

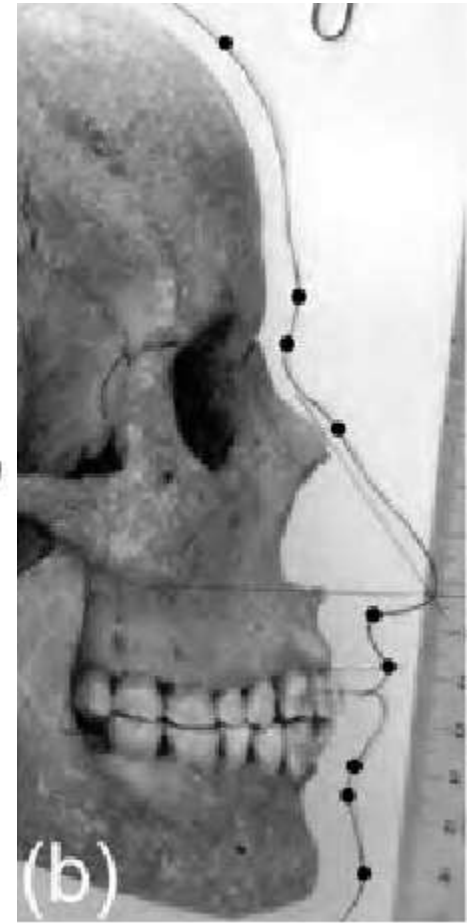
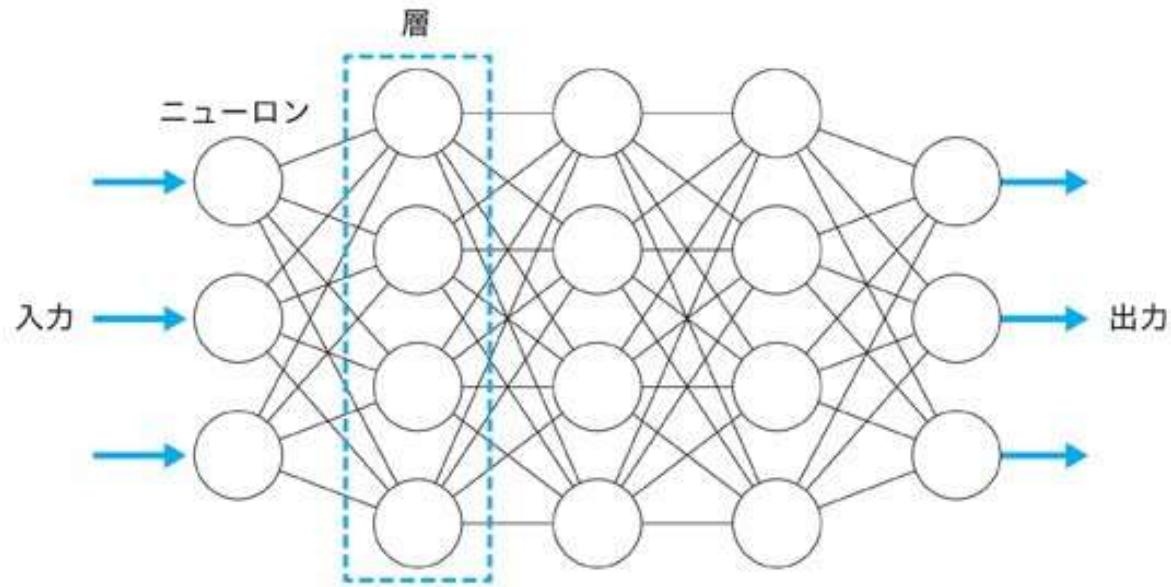
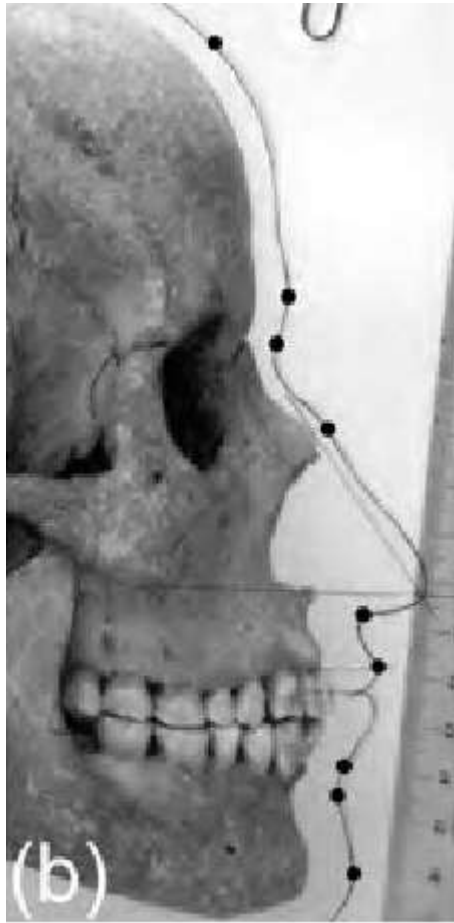
(Article Special Issue "[New Trends in Forensic and Legal Medicine](#)".)

Use of advanced artificial intelligence in forensic medicine

Andrej Thurzo ^{1,2*}, Helena Svobodová Kosnáčová ^{2,3}, Veronika Kurilová ⁴, Silvester Kosmel' ⁵, Radoslav Beňuš ⁶, Norbert Moravanský ⁷, Peter Kováč ⁸, Kristína Mikuš Kuracinová ⁹, Michal Palkovič ^{9,10} and Ivan Varga ¹¹

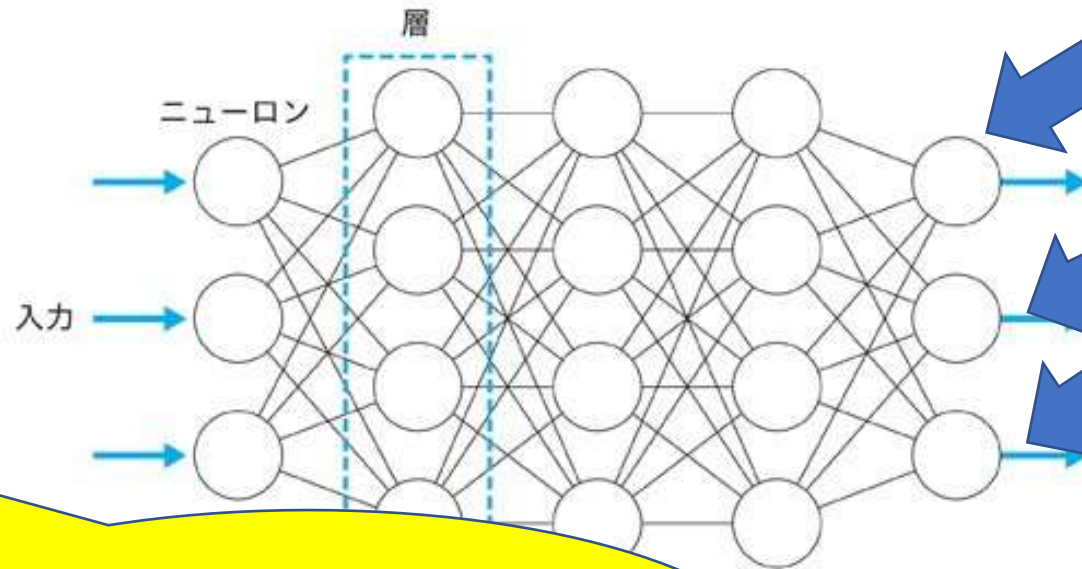
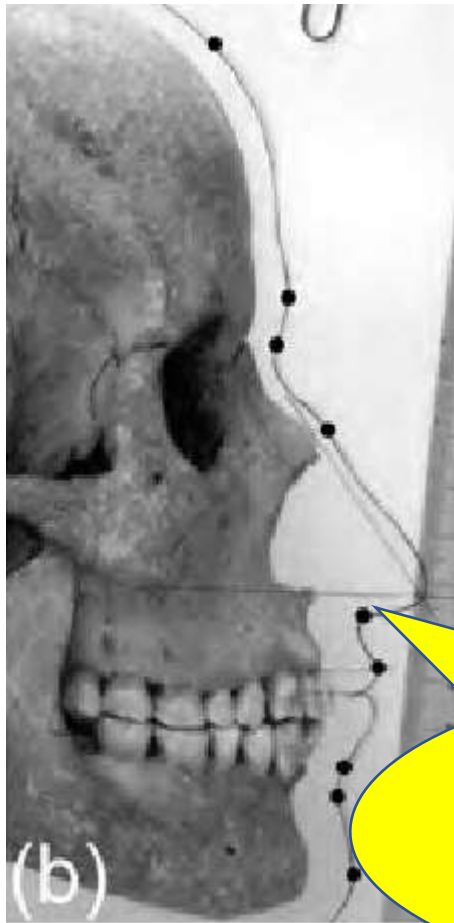
1. Biological age determination [8,9,16–34]
2. Sex determination [35–43]
3. Automatized 3D cephalometric landmark annotation [44–61]
4. Soft-tissue face prediction from skull and in reverse [62–81]
5. Facial growth vectors prediction [14,62,82–94]

骨格から顔貌復元

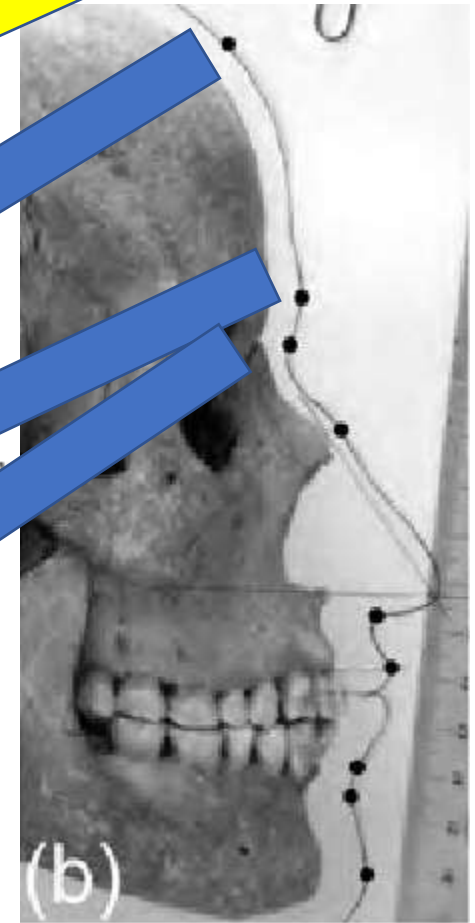


骨格から顔貌復元

出力
ランドマークの
軟部組織の厚さの値

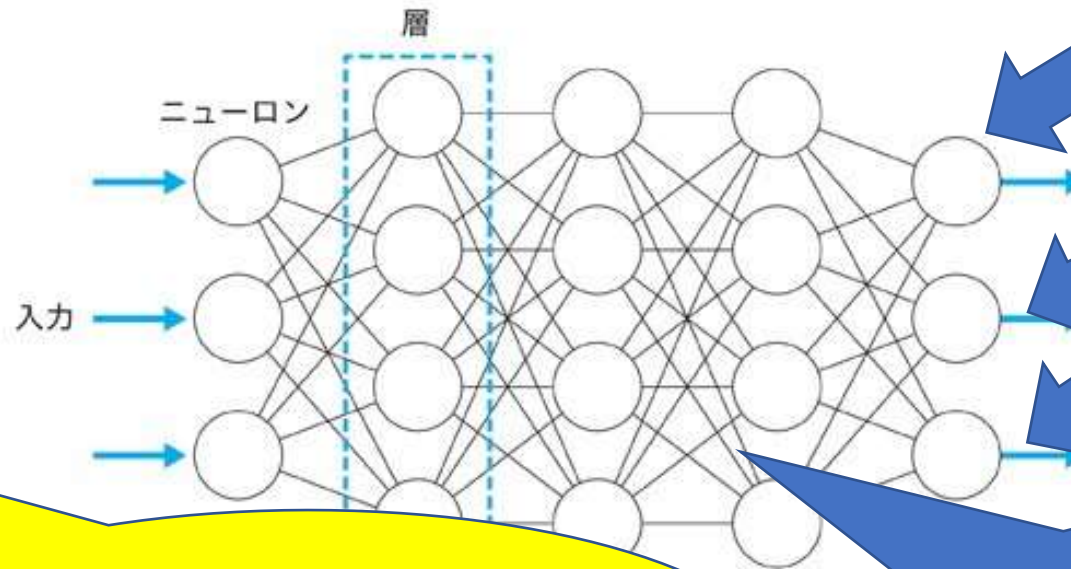
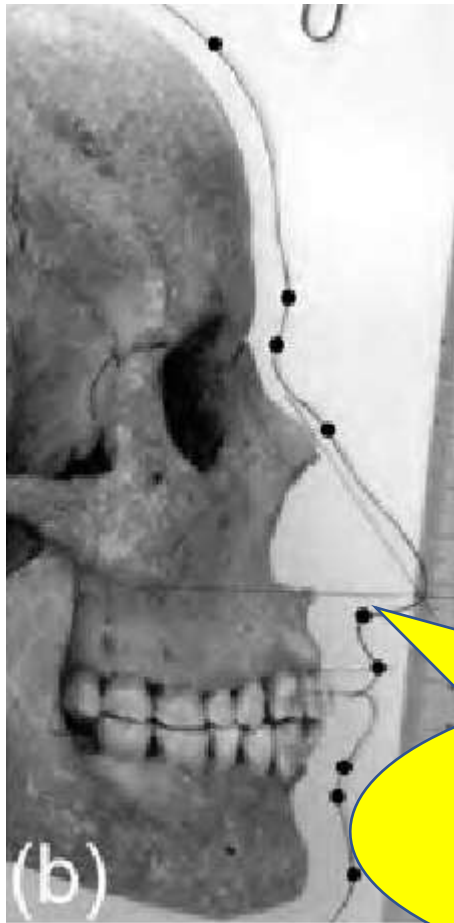


入力 = 骨画像



骨格から顔貌復元

出力
ランドマークの
軟部組織の厚さの値



入力 = 骨画像

ノードをつなぐ
「重み係数」を
探す

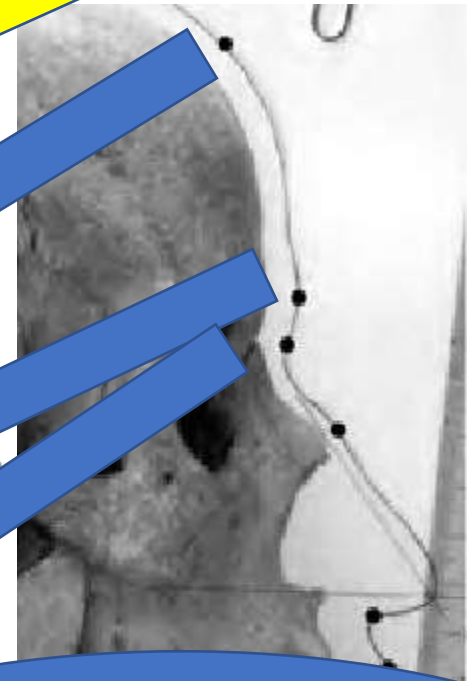
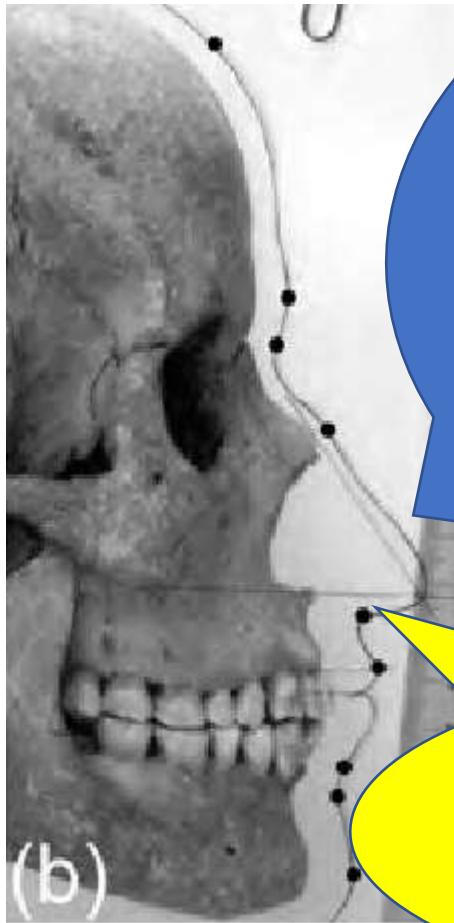
骨格から顔貌復元

出力
ランドマークの
軟部組織の厚さの値

骨画像を与えて
ランドマークの
軟部組織厚さ値
を得る

入力 = 骨画像

ノードをつなぐ
「重み係数」を
探す



骨格から顔貌復元

出力
ランドマークの
軟部組織の厚さの値

骨格に
軟部組織厚さを
乗せて
顔貌を作成する

入力 = 骨画像

ノードをつなぐ
「重み係数」を
探す

