

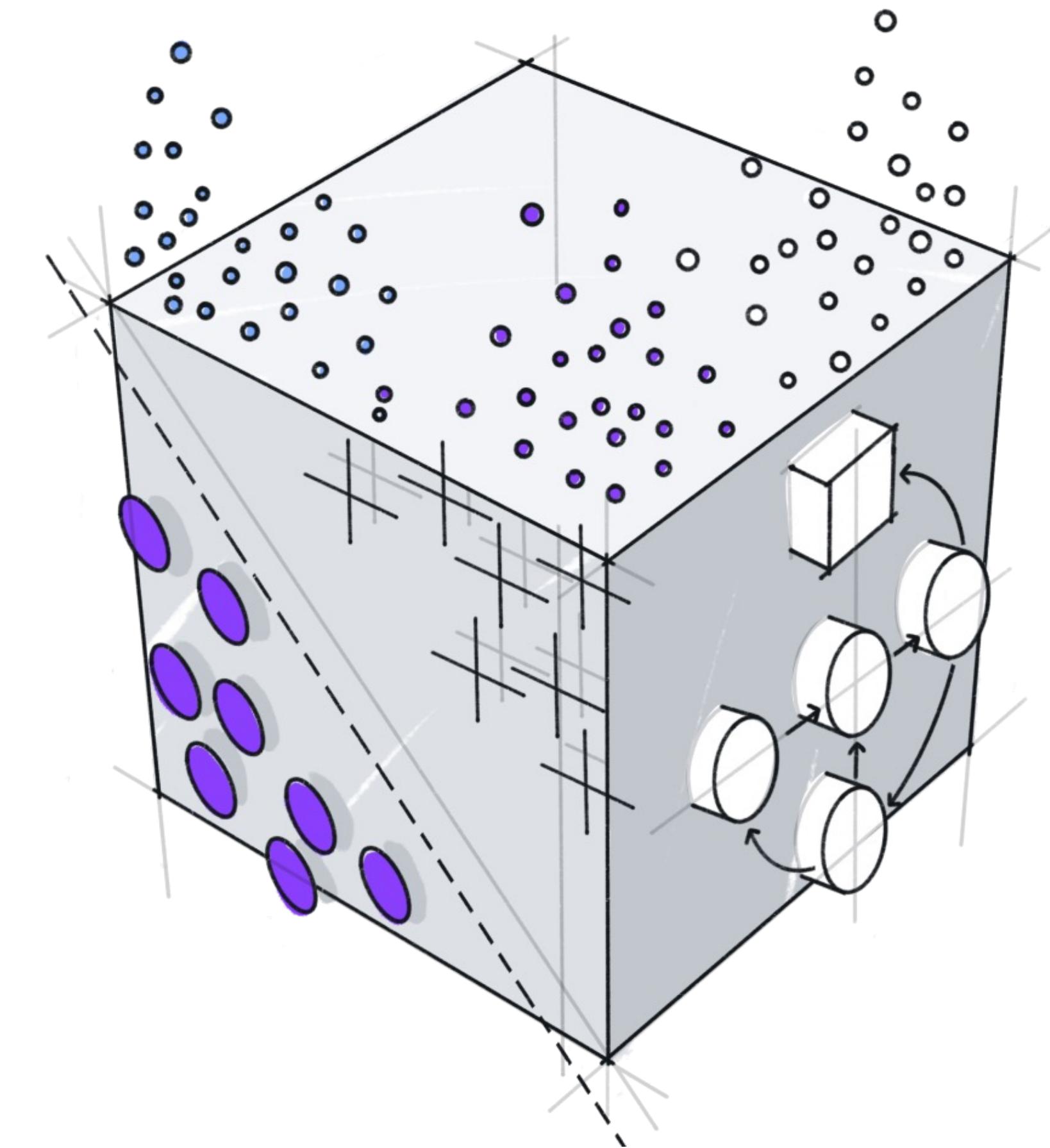
Kawasaki Quantum Summer Camp 2023

量子機械學習

沼田 祢史

Kifumi Numata

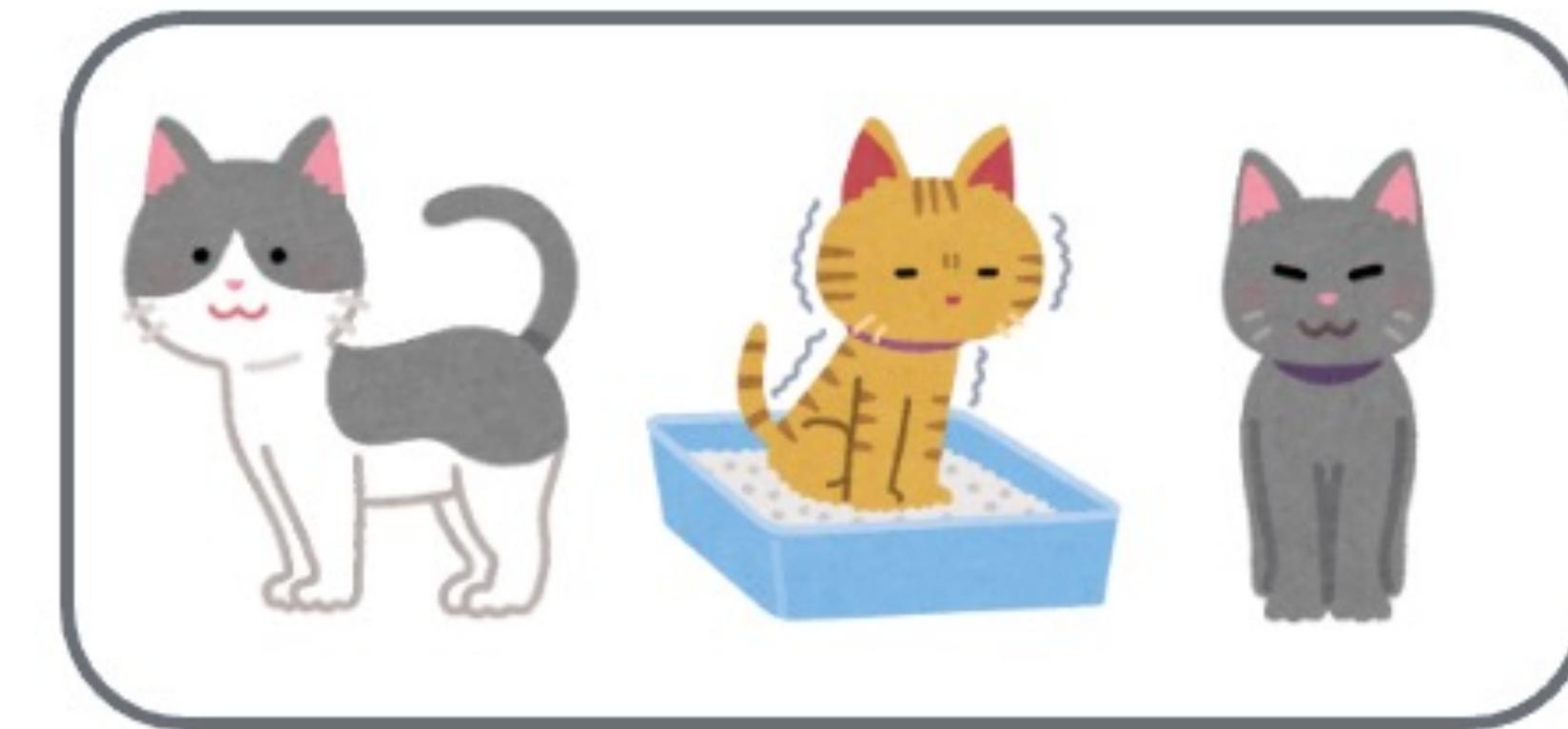
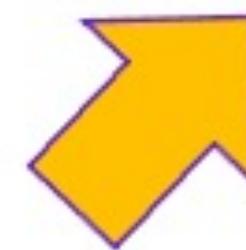
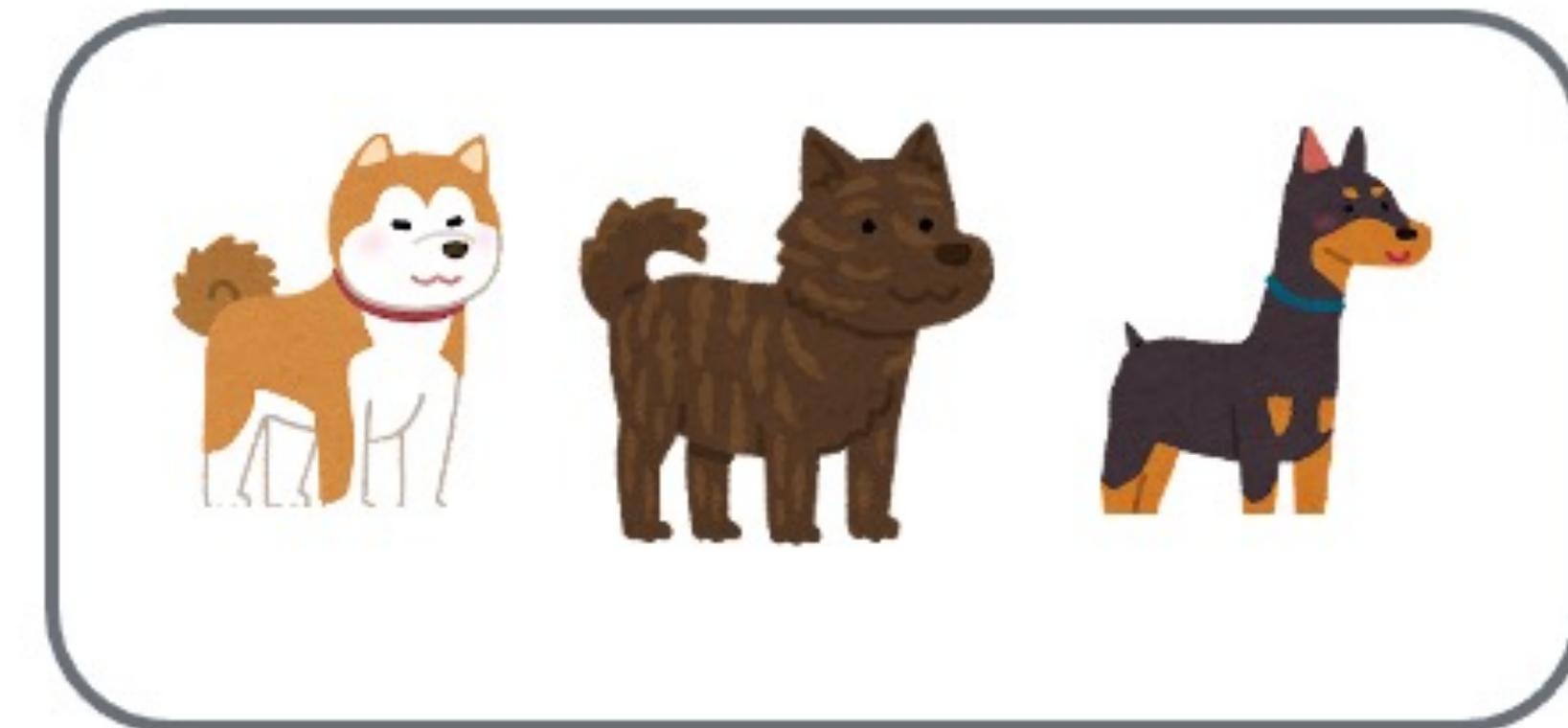
IBM Quantum



川崎市
KAWASAKI CITY



Qiskit





ホーム TV番組・ドラマ 映画 新作&人気作 マイリスト 言語別に検索



キッズ



mamaさんにイチオシ!



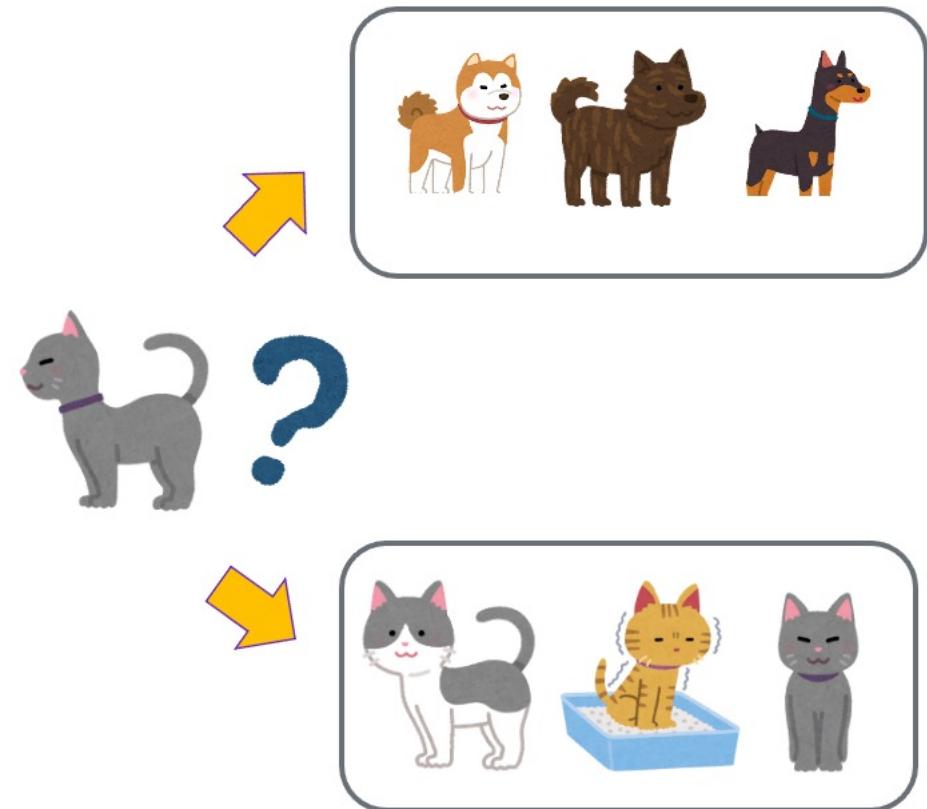
あなたにピッタリのオススメ作品





機械学習

教師あり学習



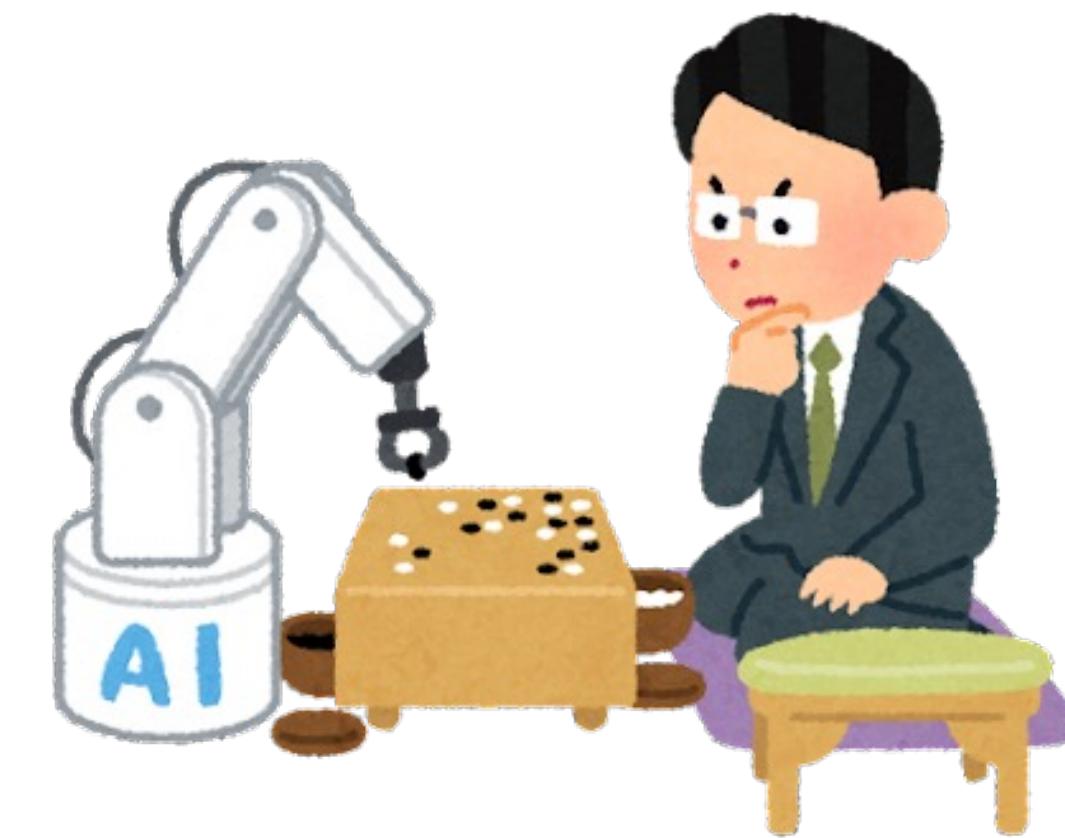
猫や犬の写真がラベル付けされた集合から、新しい猫や犬の写真を識別する。

教師なし学習



映画の視聴履歴に基づいて視聴者をグループ分けし、新しい映画を推薦する。

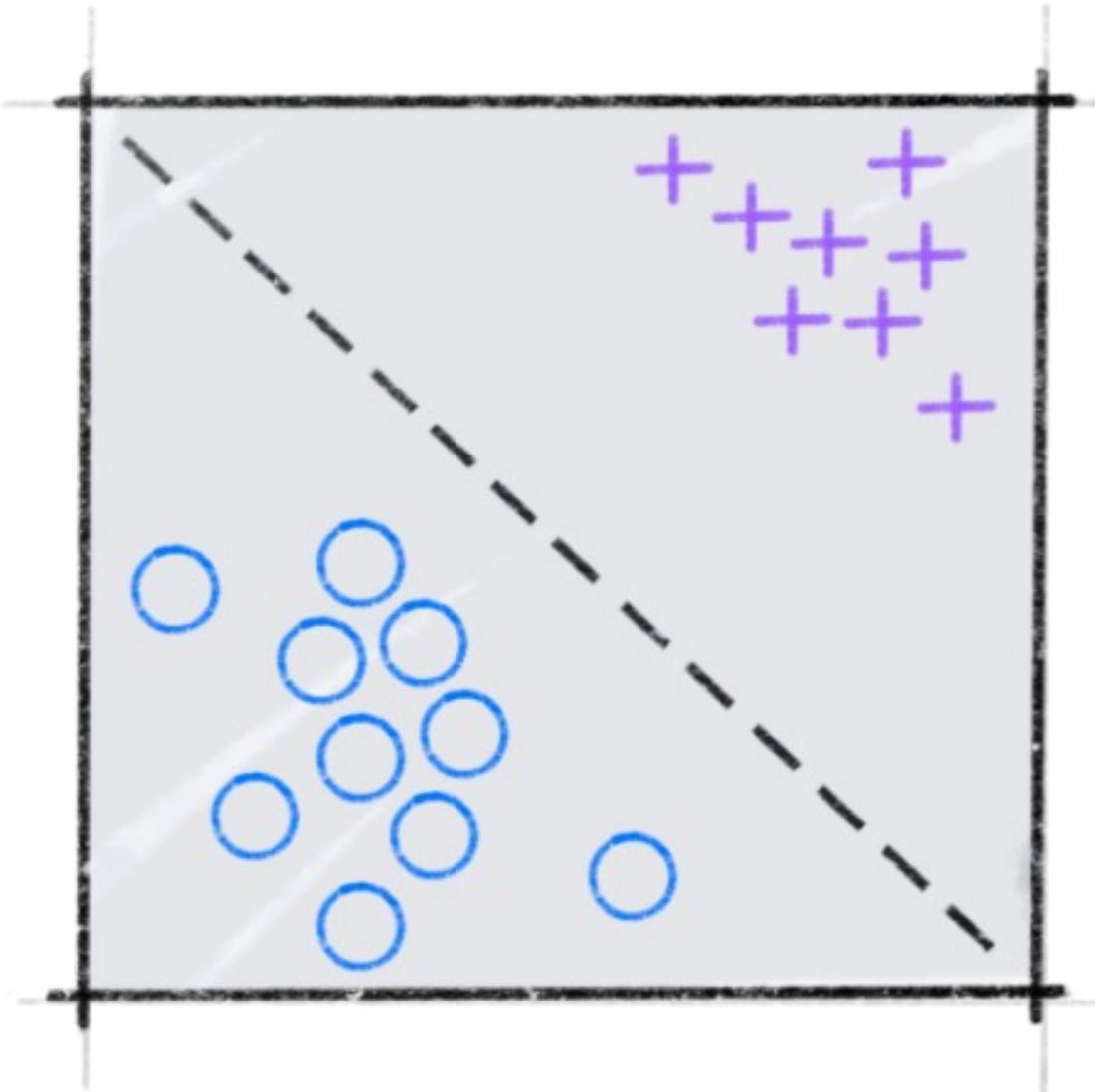
強化学習



囲碁のプレイ方法をアルゴリズムで学習する。

機械学習

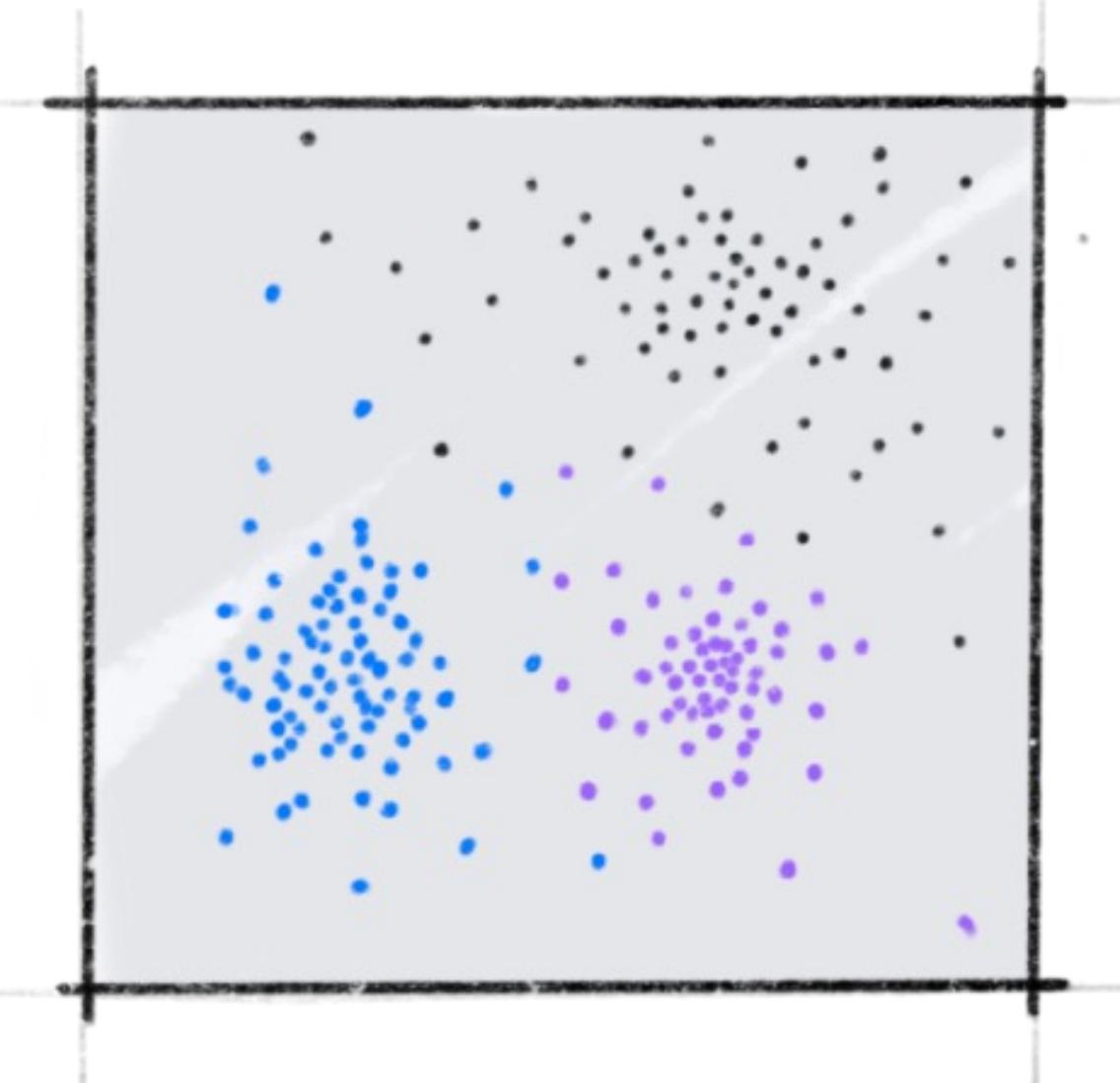
教師あり学習



ラベル付きデータ (x_i, y_i) :
マッピングする関数 $y = f(x)$ を
学習。

猫や犬の写真がラベル付け
された集合から、新しい猫
や犬の写真を識別する。

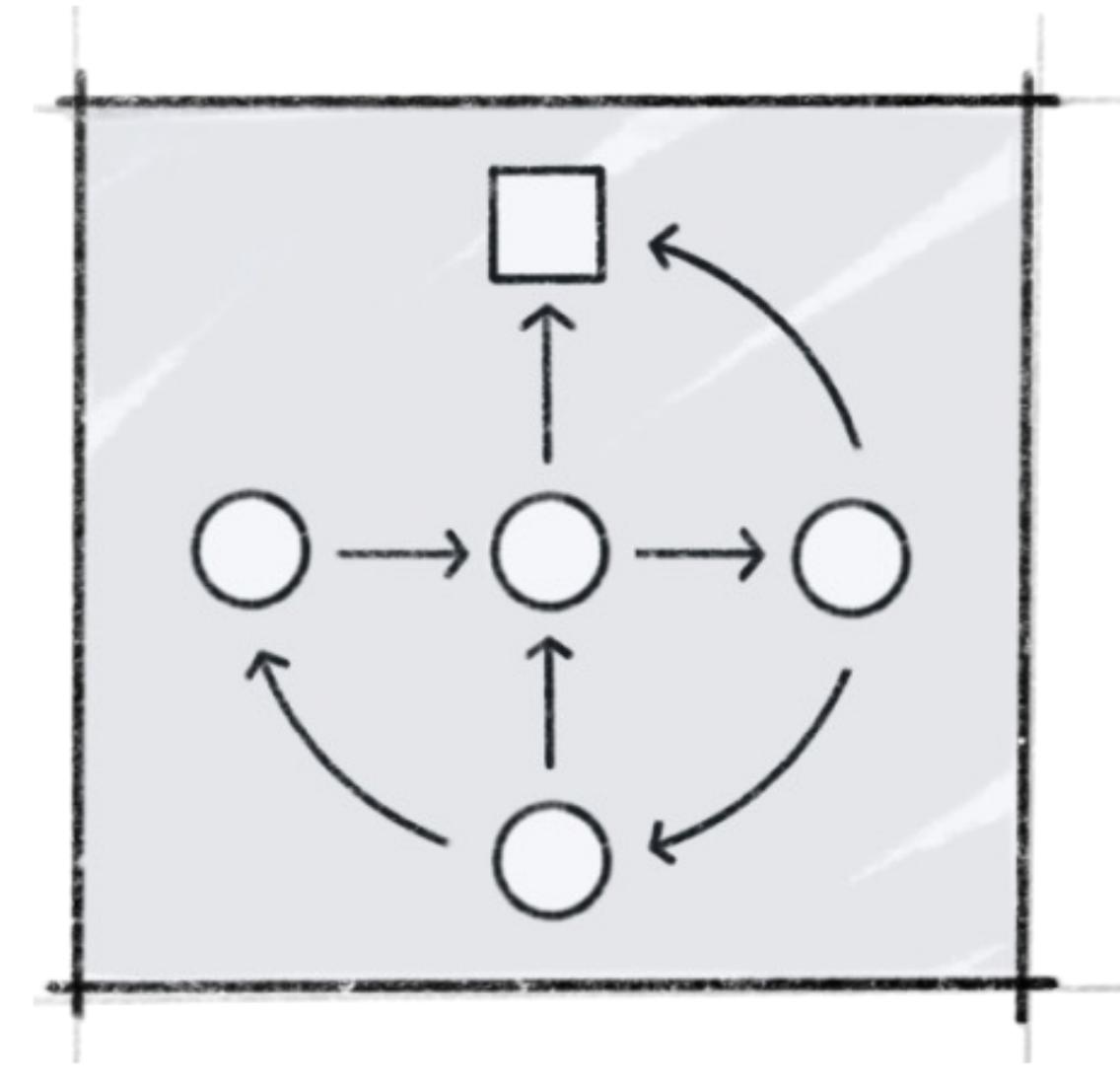
教師なし学習



ラベルのないデータ：
何らかの構造を学習。

映画の視聴履歴に基づいて視聴
者をグループ分けし、新しい映
画を推薦する。

強化学習

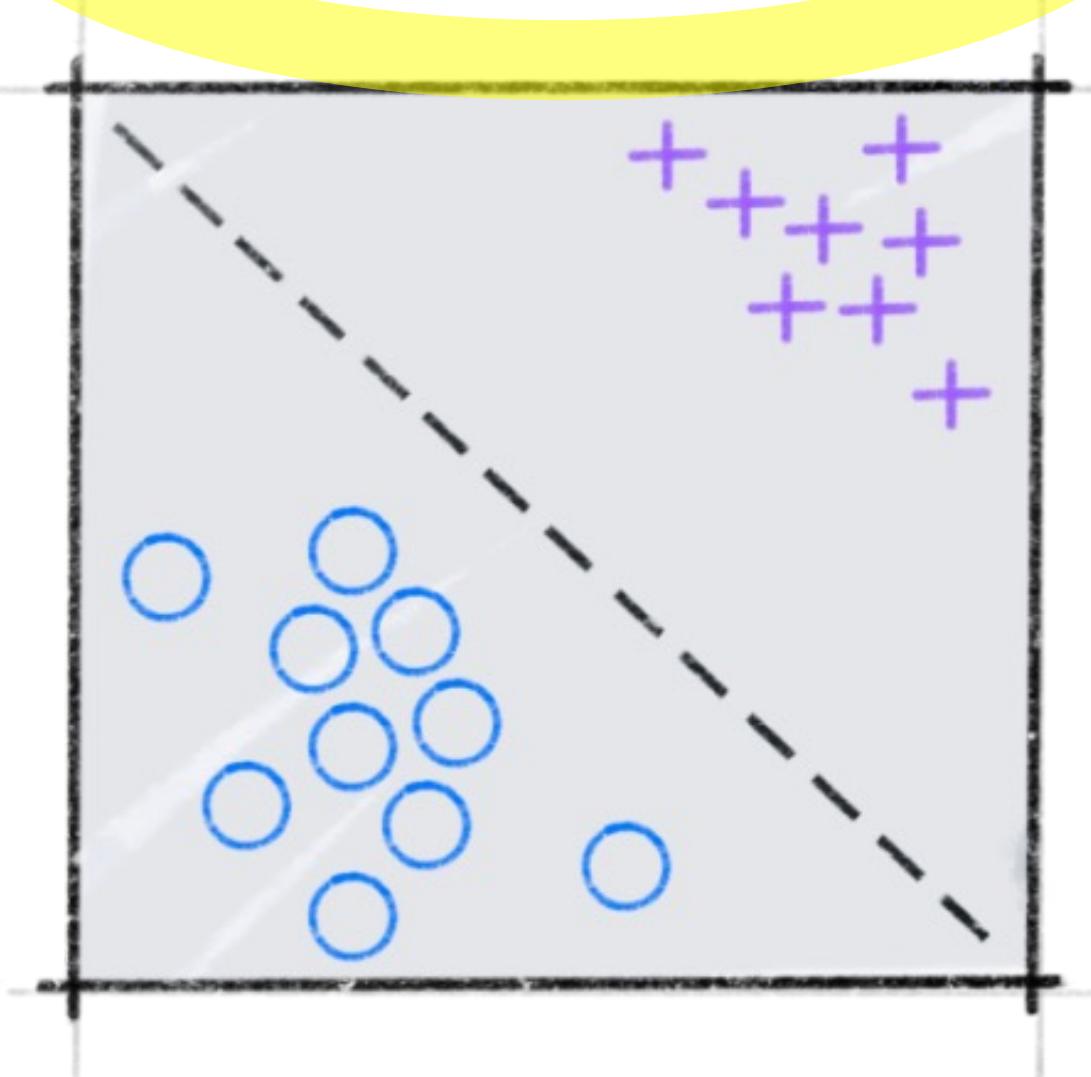


行動に応じて報酬が得られる環
境で、期待される報酬を最大
化。

囲碁のプレイ方法をアルゴリズ
ムで学習する。

機械学習

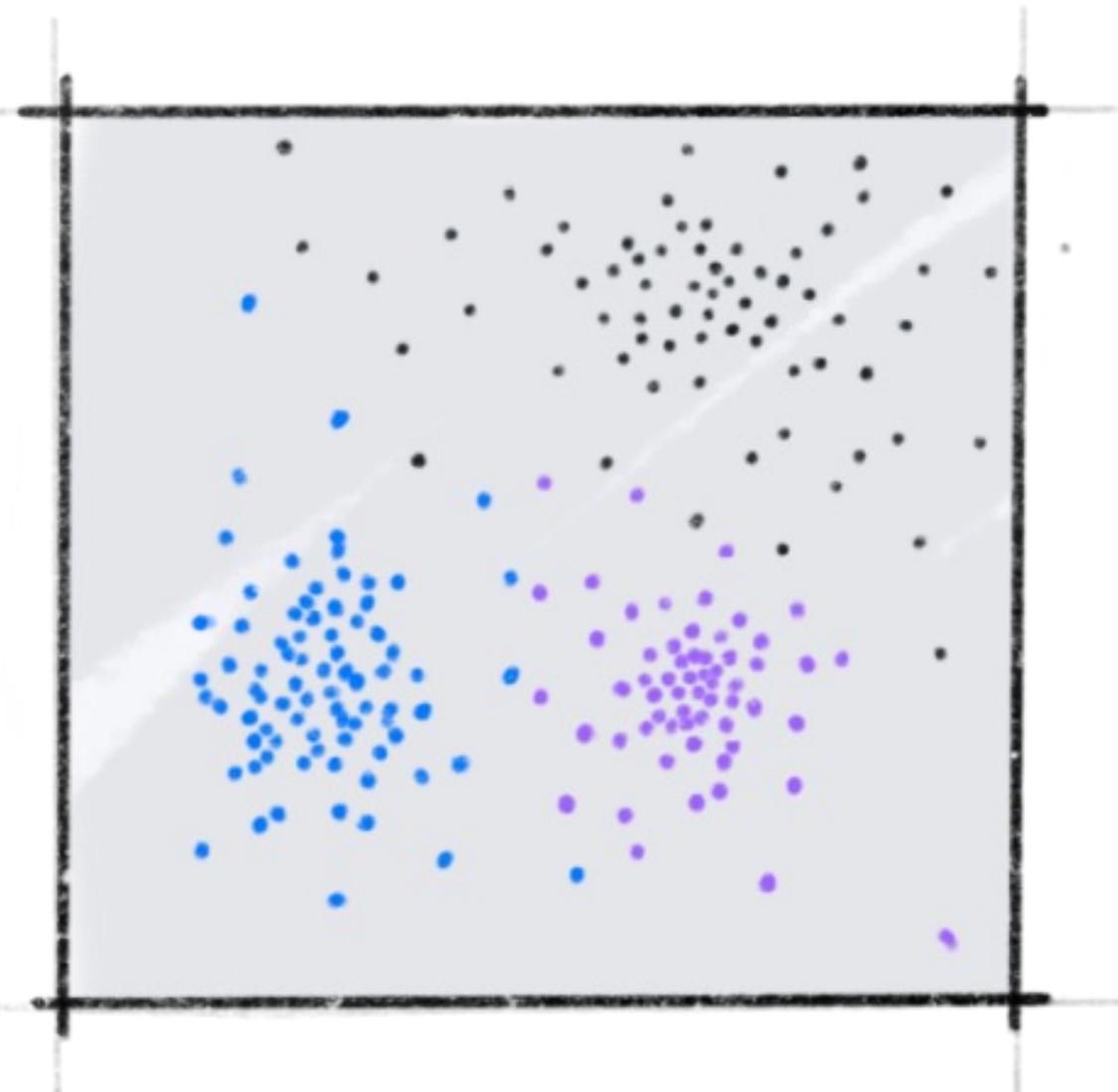
教師あり学習



ラベル付きデータ (x_i, y_i) :
マッピングする関数 $y = f(x)$ を
学習。

例) 猫や犬の写真がラベル付けされた
集合から、新しい猫や犬の写真を識別す
る。

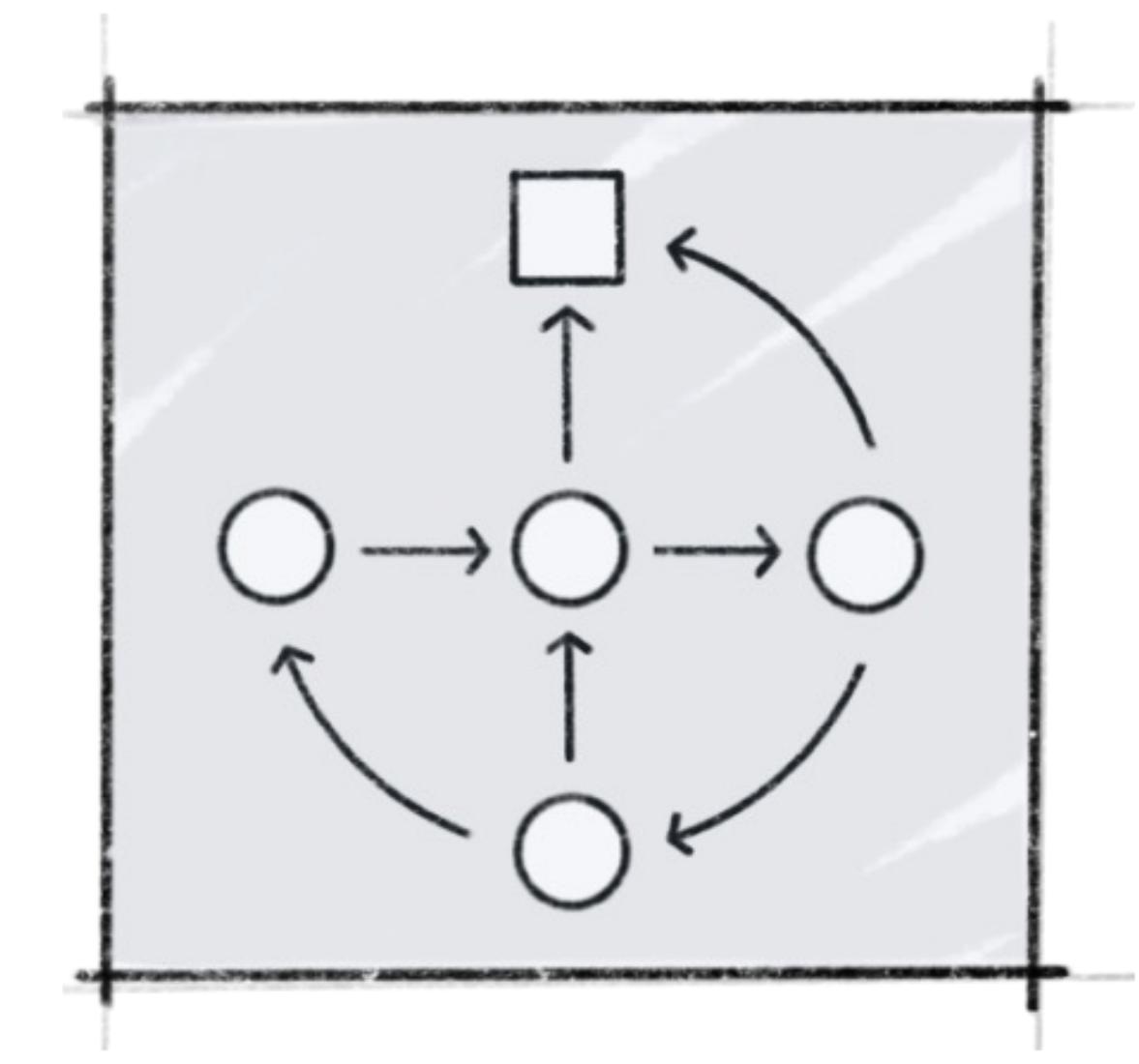
教師なし学習



ラベルのないデータ:
何らかの構造を学習。

例) 映画の視聴履歴に基づいて視聴者を
グループ分けし、新しい映画を推薦す
る。

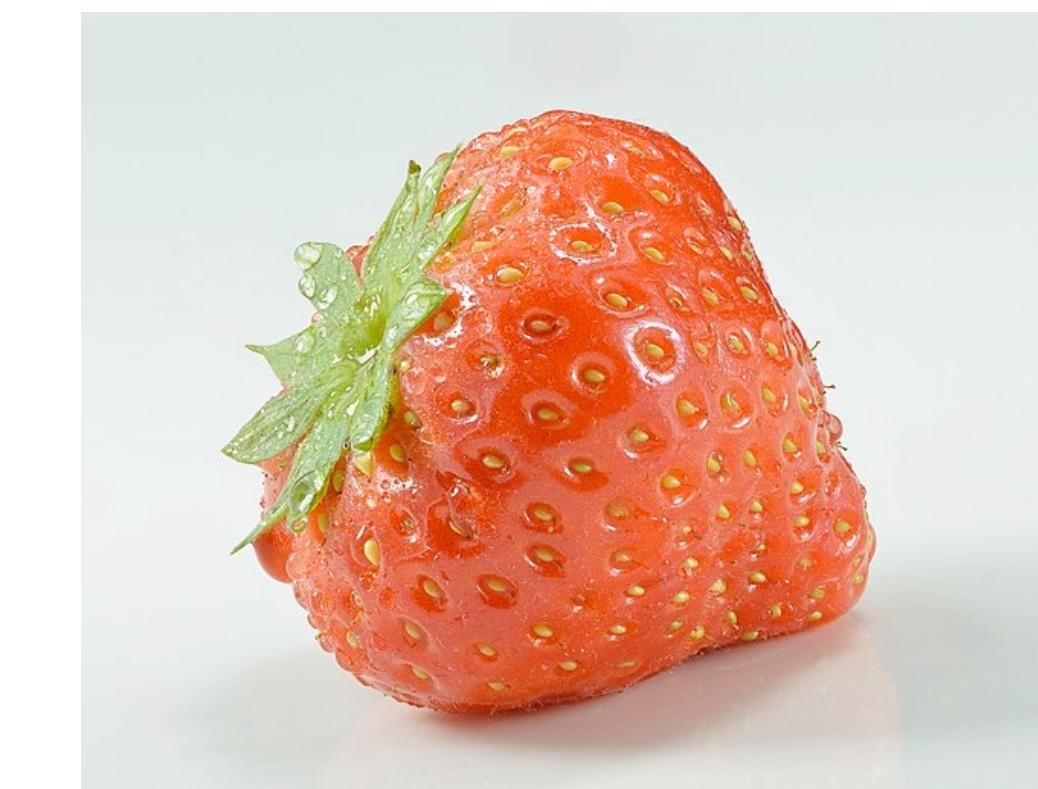
強化学習



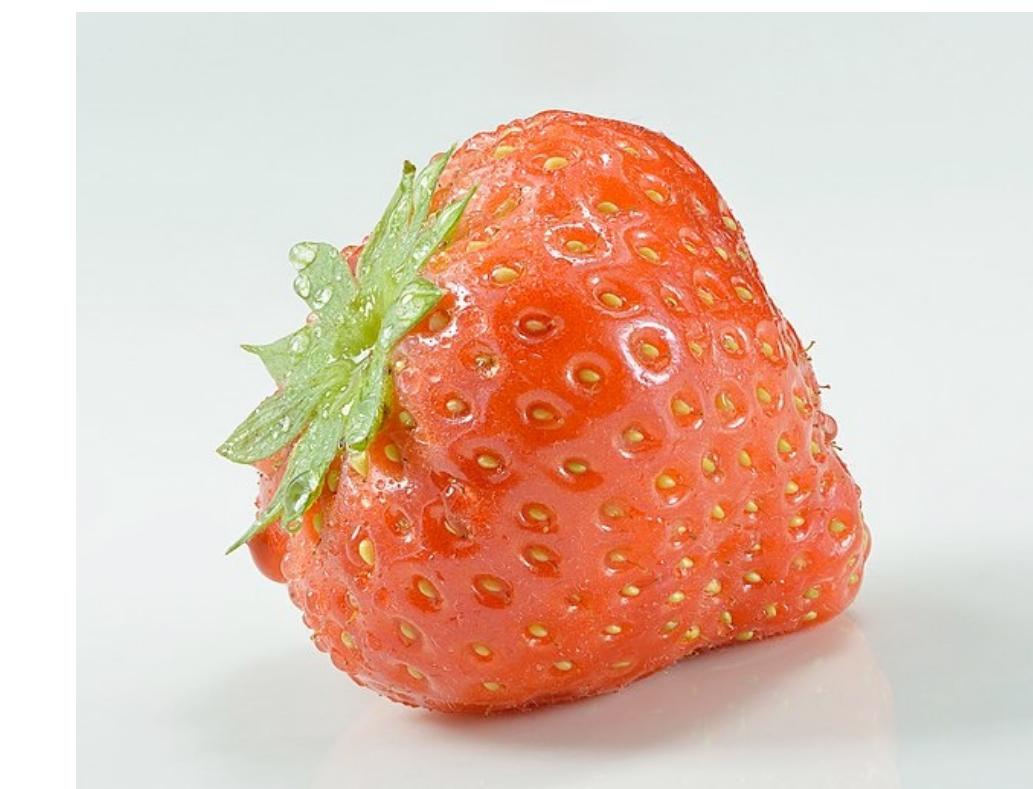
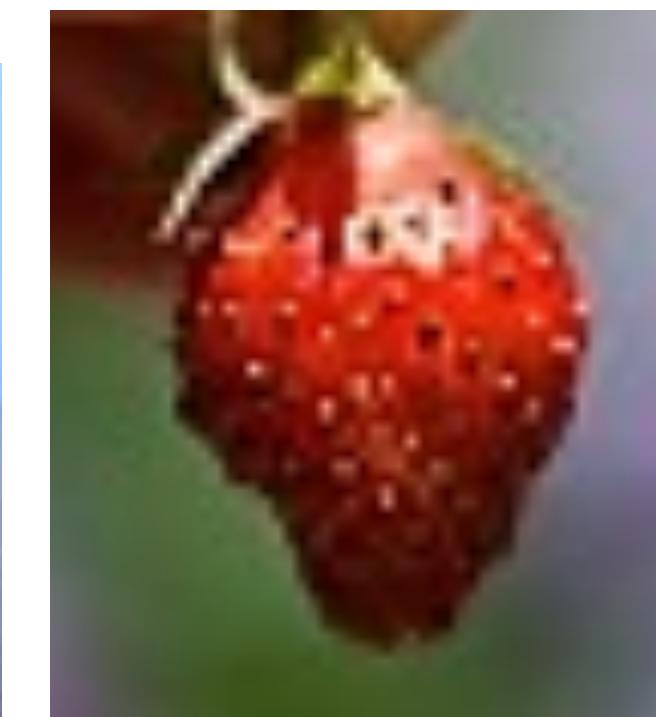
行動に応じて報酬が得られる環
境で、期待される報酬を最大化。

例) 「パックマン」のプレイ方法をア
ルゴリズムで学習する。

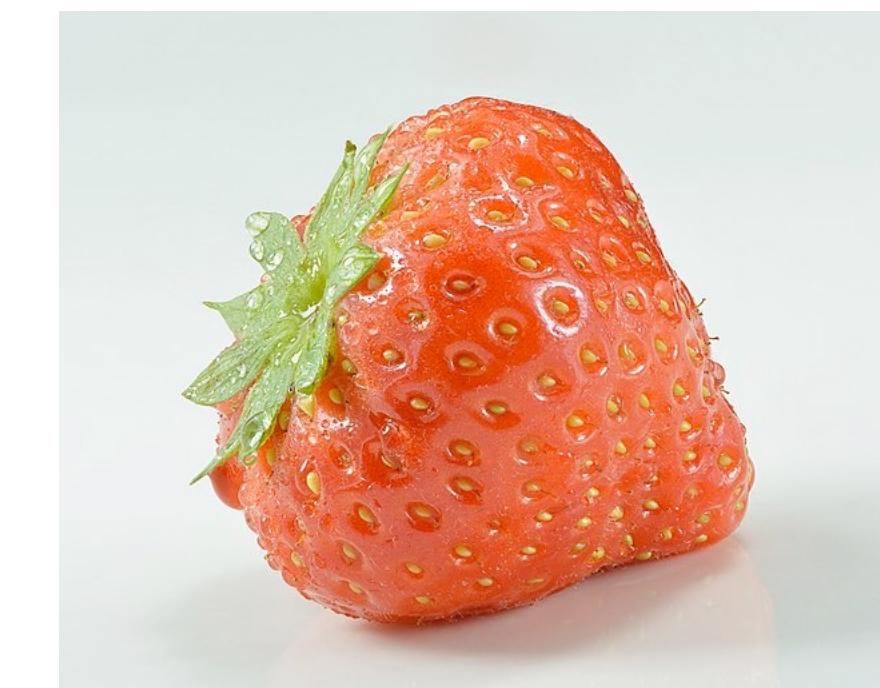
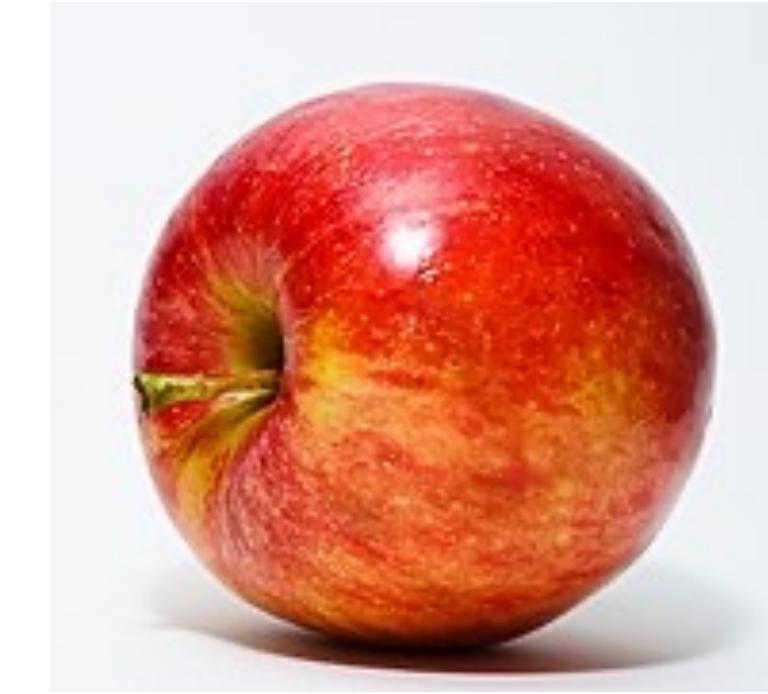
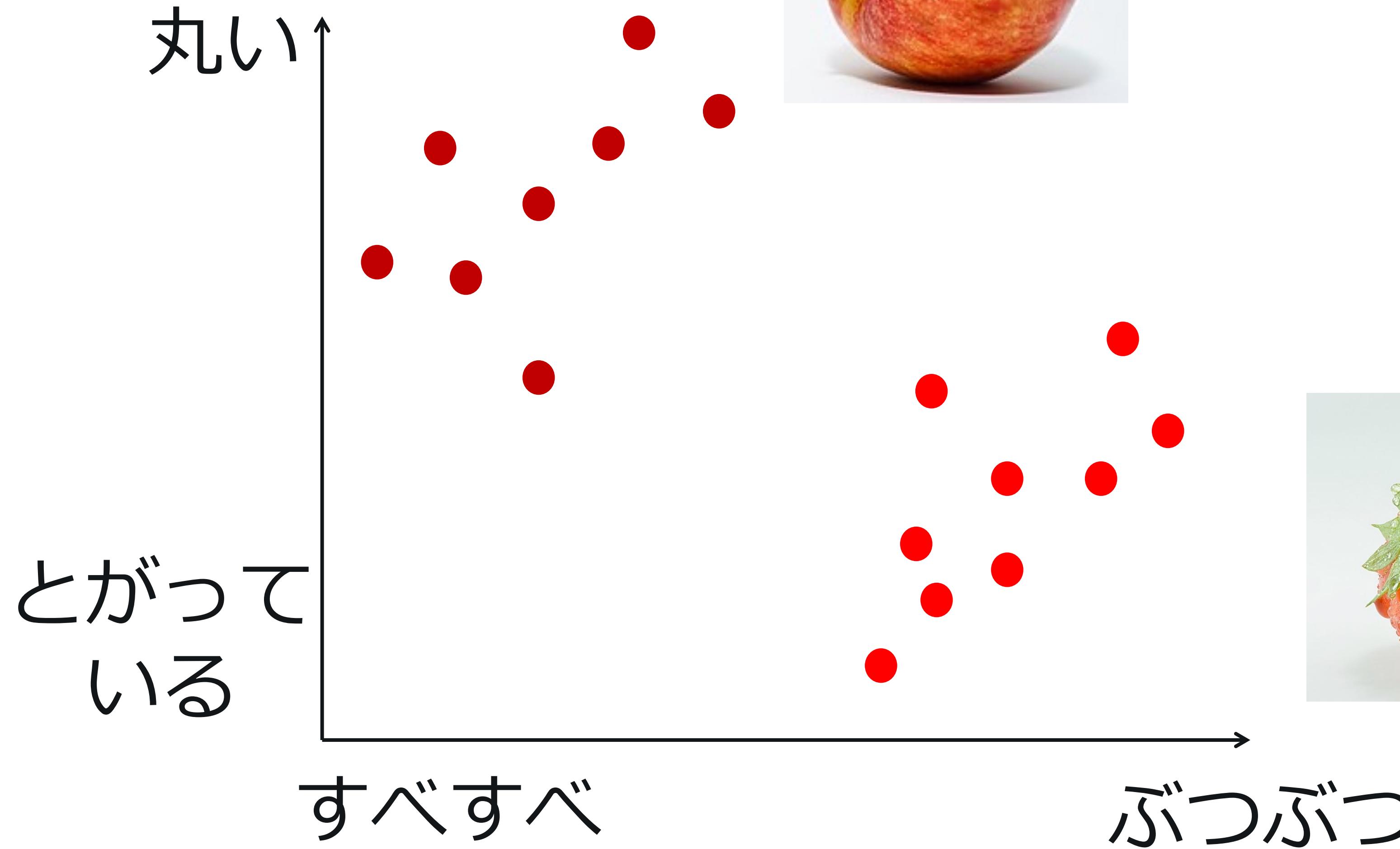
イチゴとリンゴをどうやってコンピューターは見分けるのでしょうか？



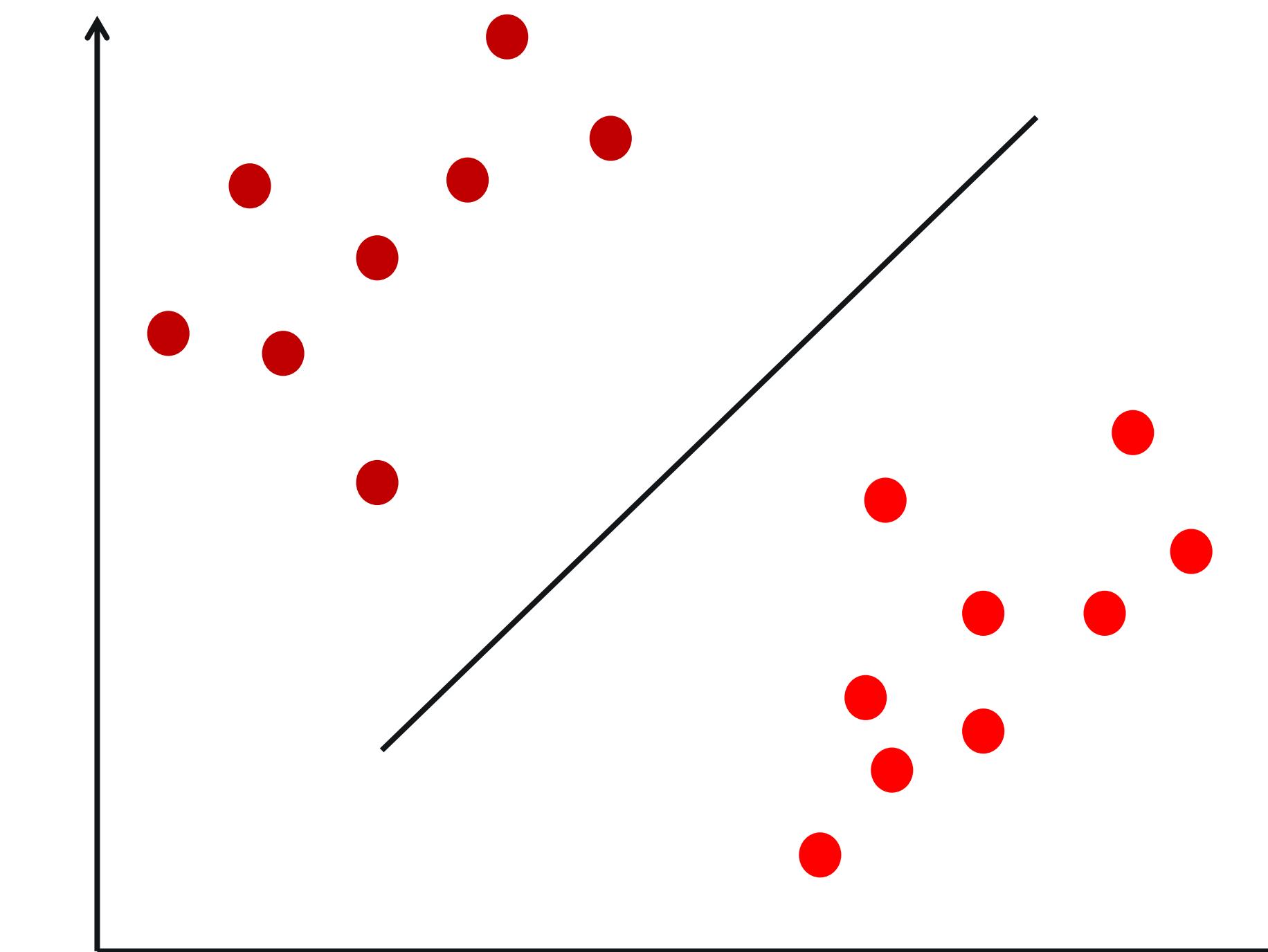
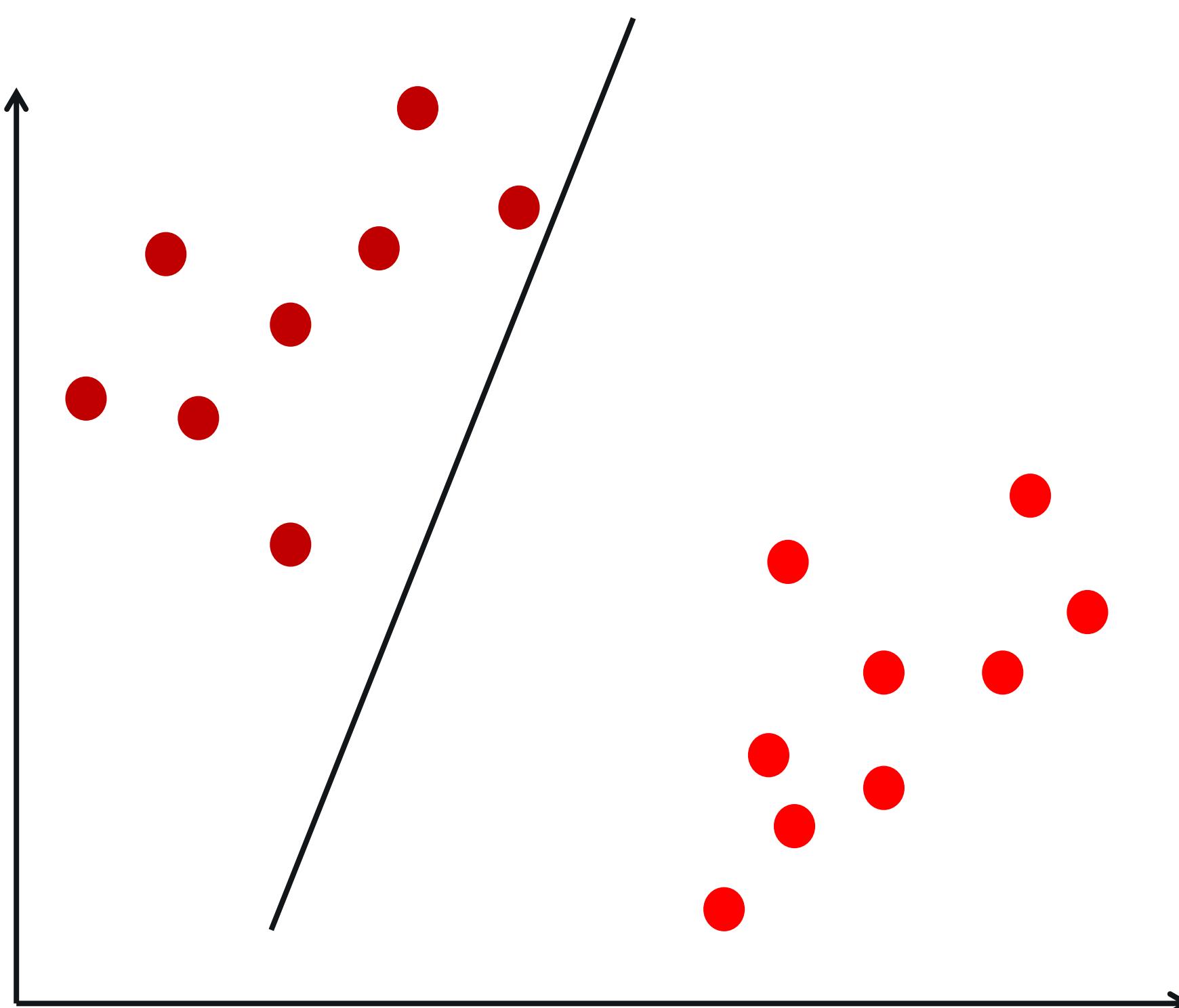
**特徴をもとに判別しています。
イチゴとリンゴを区別する特徴は何でしょう？**



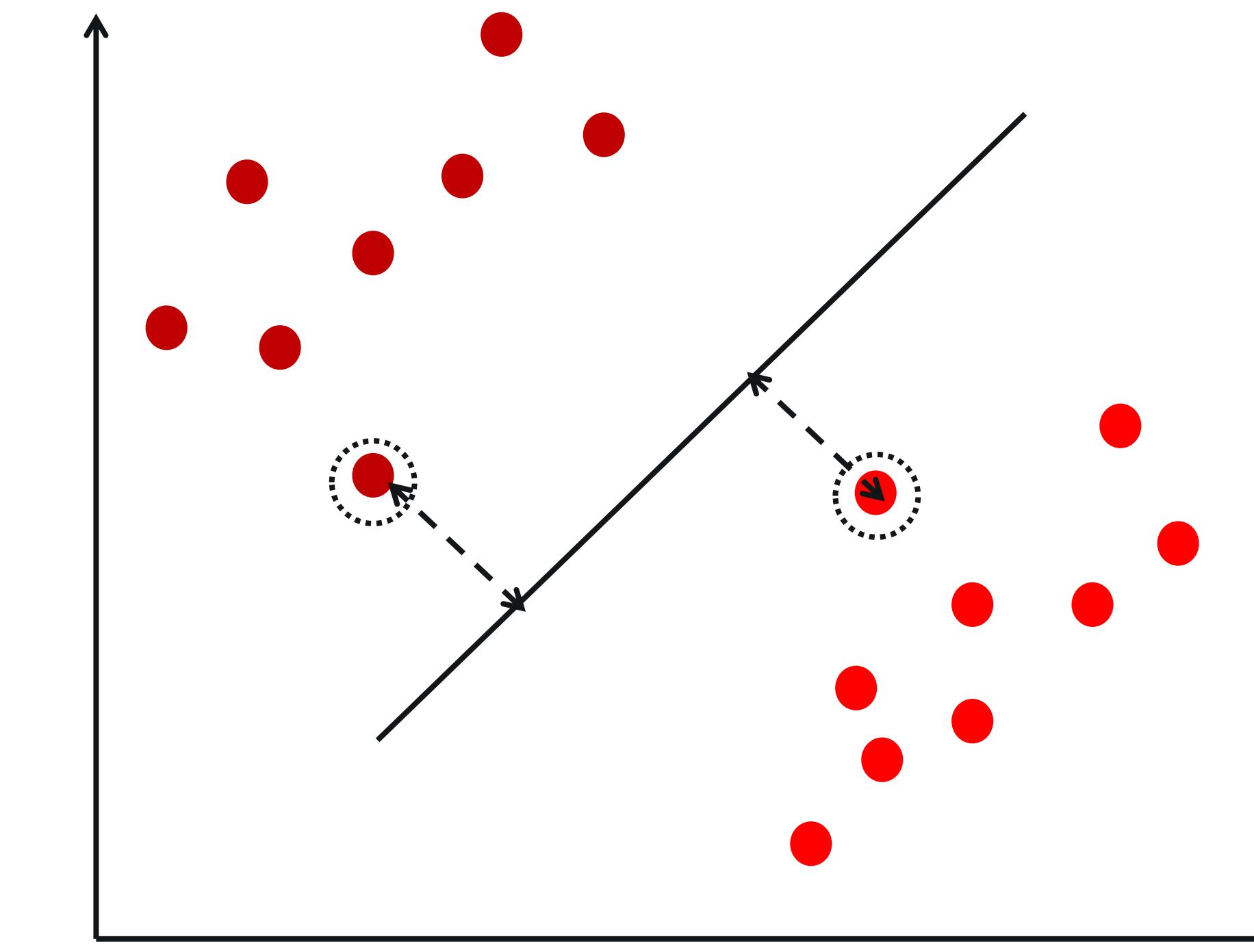
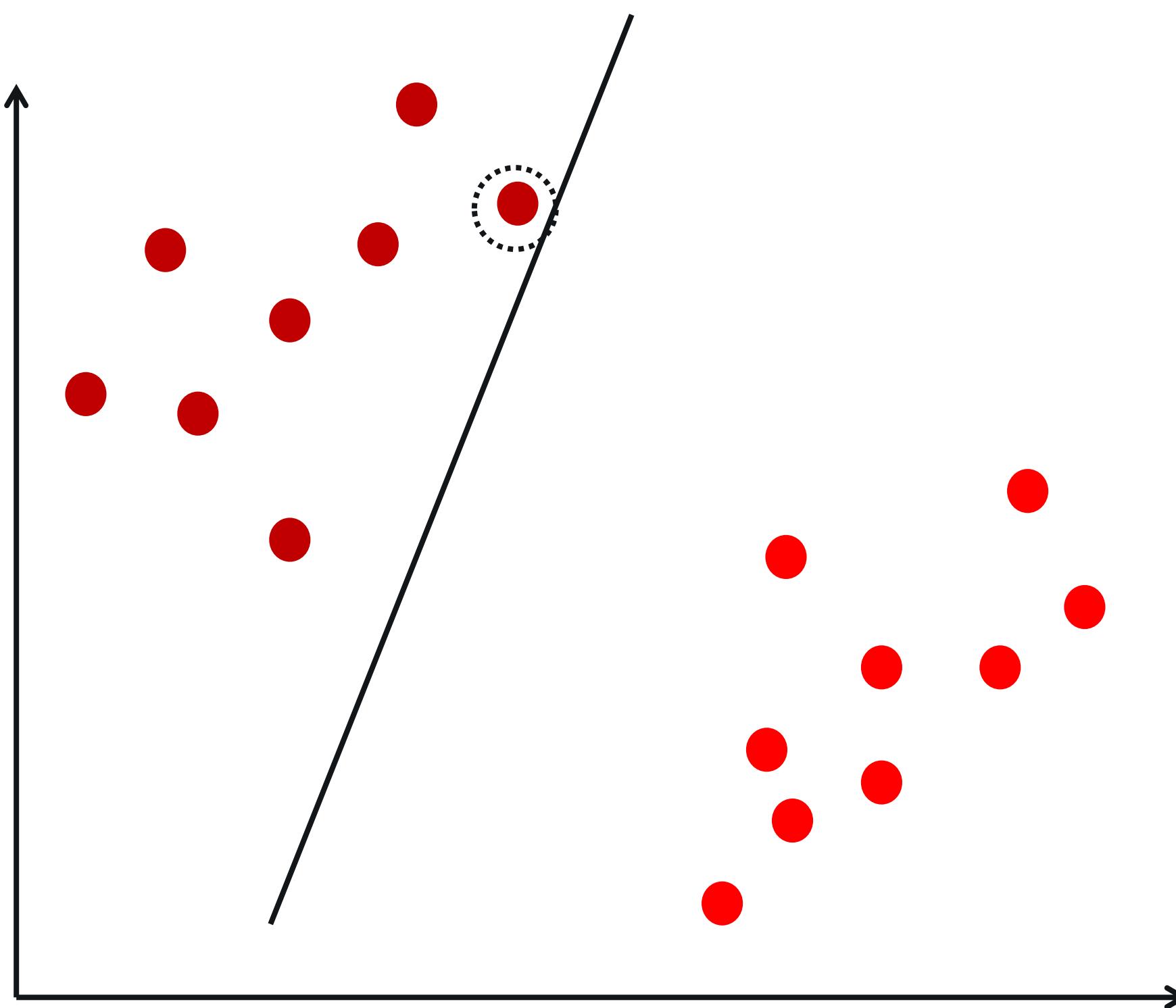
イチゴとリンゴ



どちらの方がよく分類できているでしょうか？



右図の方が境界線と最も近いデータ点との距離が長い

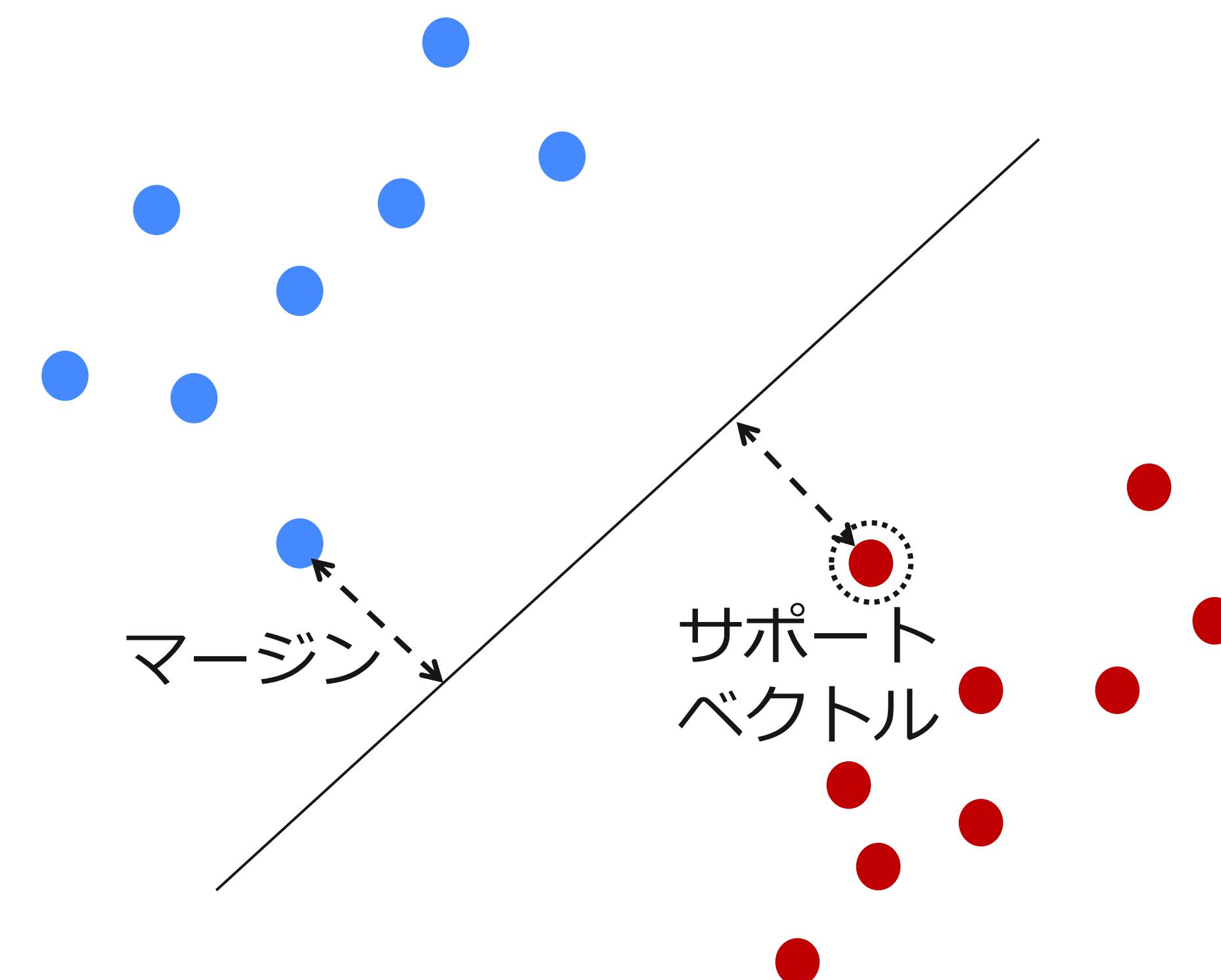


より安定した分け方

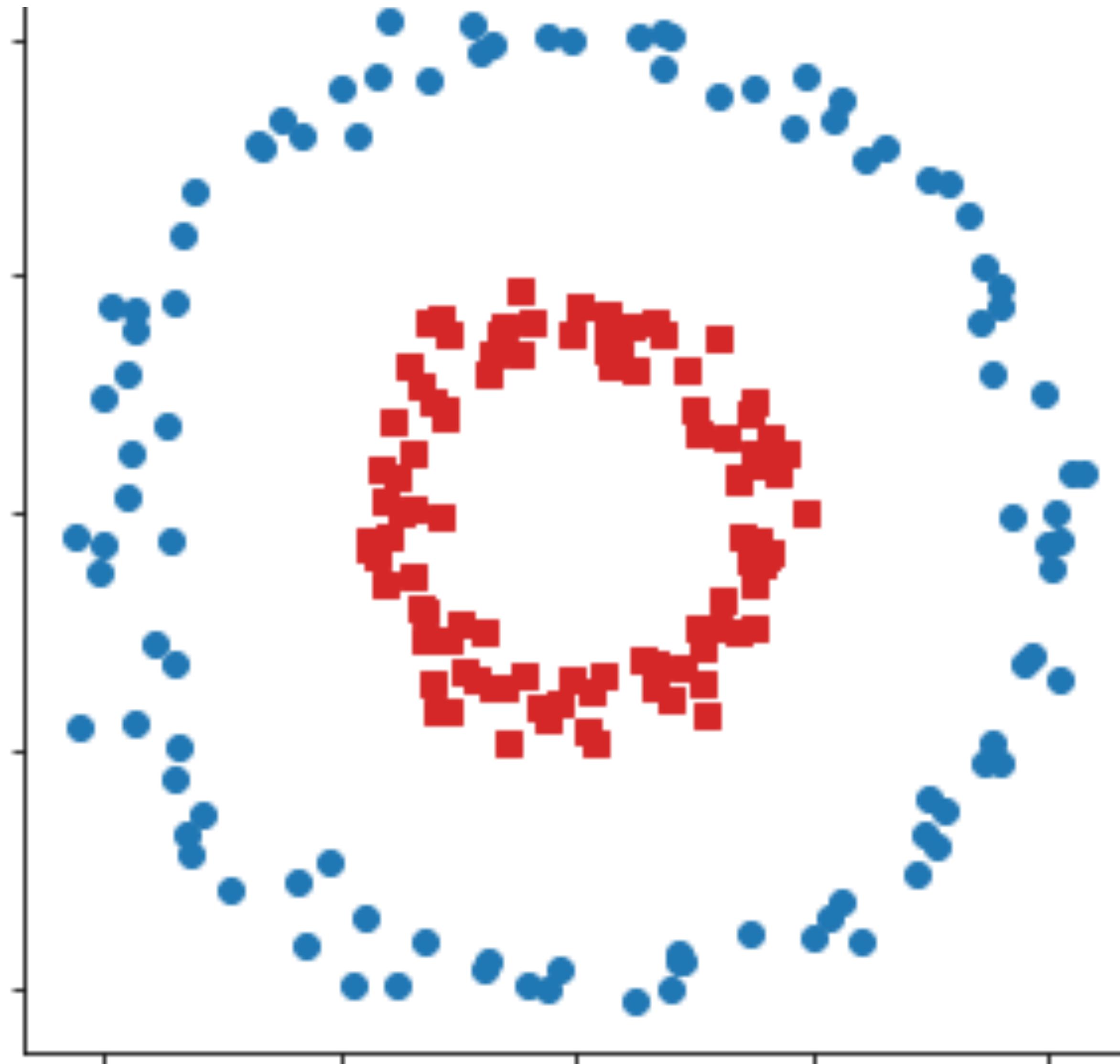
SVM(サポートベクターマシン)とは

データを2つのグループに分ける手法(2値分類)

- ・ グループ間の境界面を定める分析手法
- ・ マージン（境界線と最近接データ点との距離）をできるだけ大きく取る
ように最適化

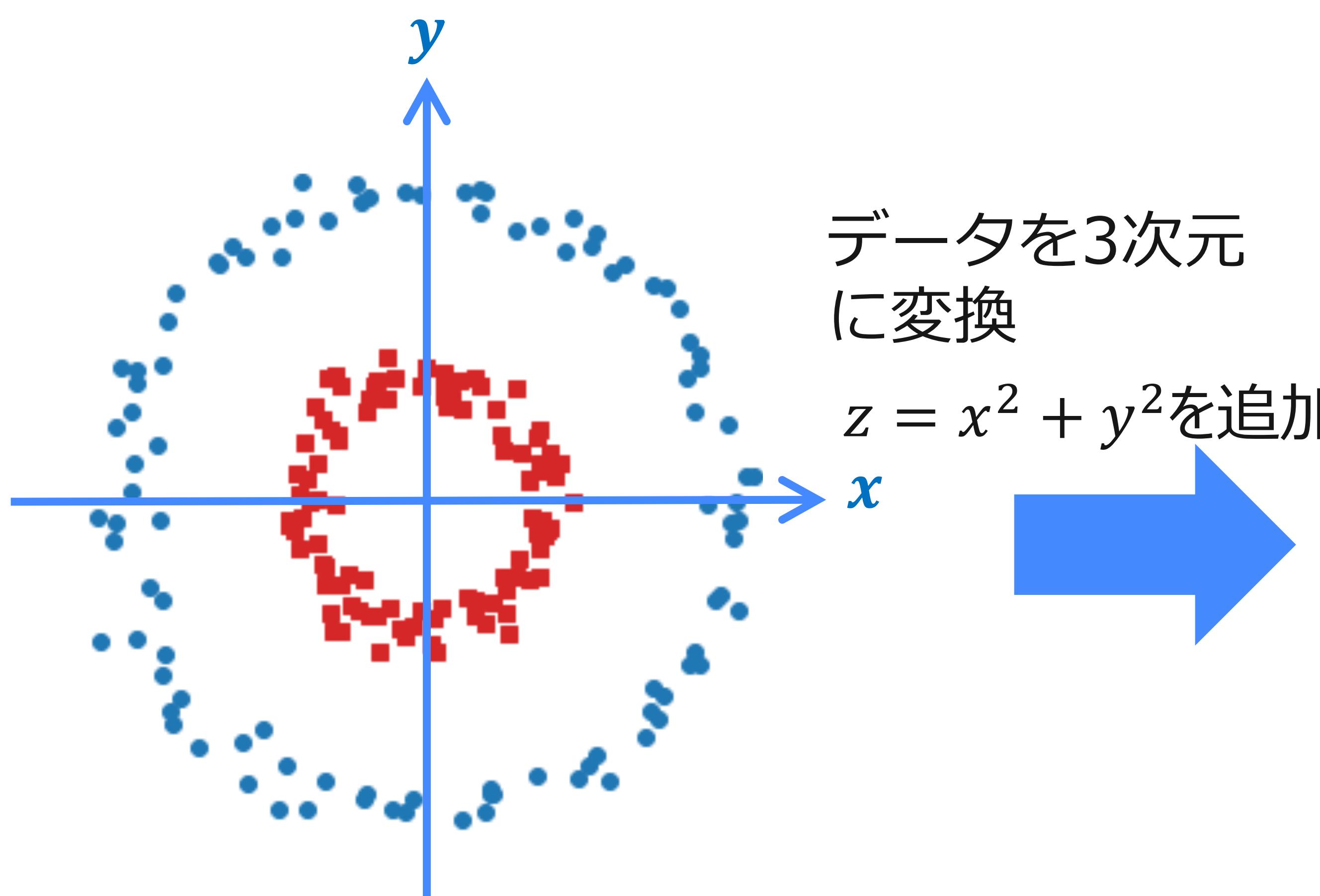


直線で分けられないデータの場合

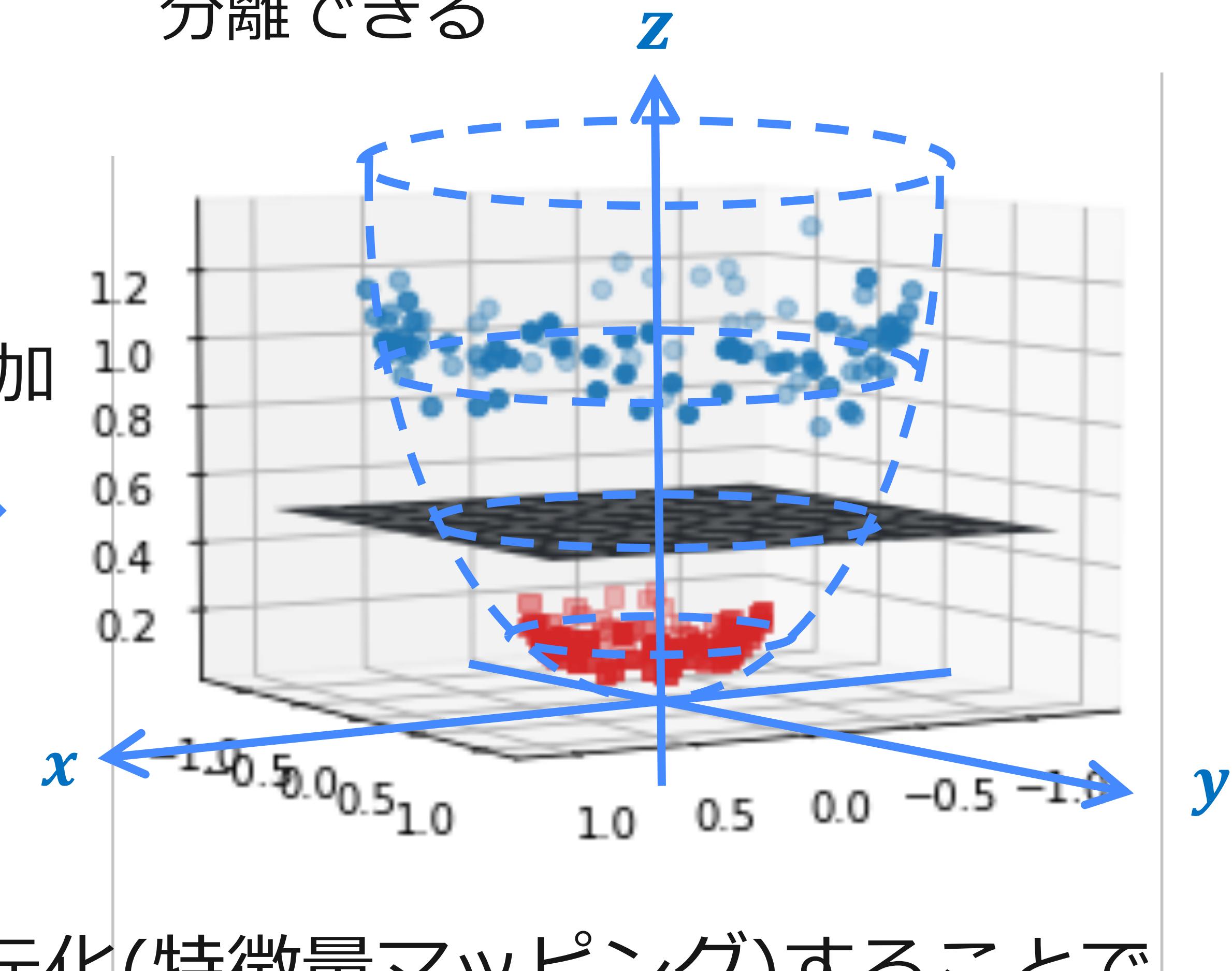


このようなデータセットは、
2グループに分けられることは
明らかですが、
境界線が直線にはなりません。
(線形に分離できないといいます)

データマッピングで分類



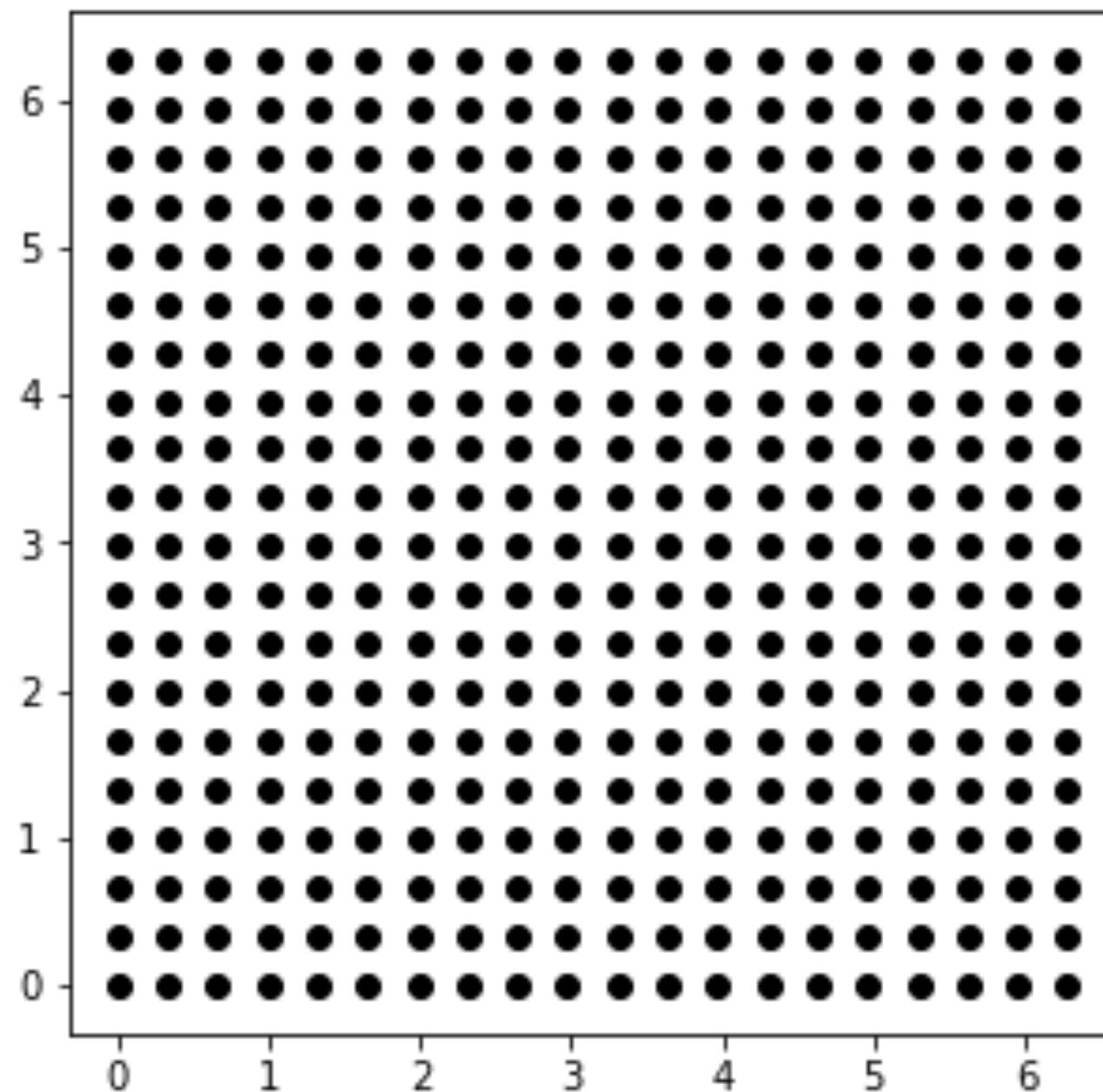
3次元では、データは平面で分離できる



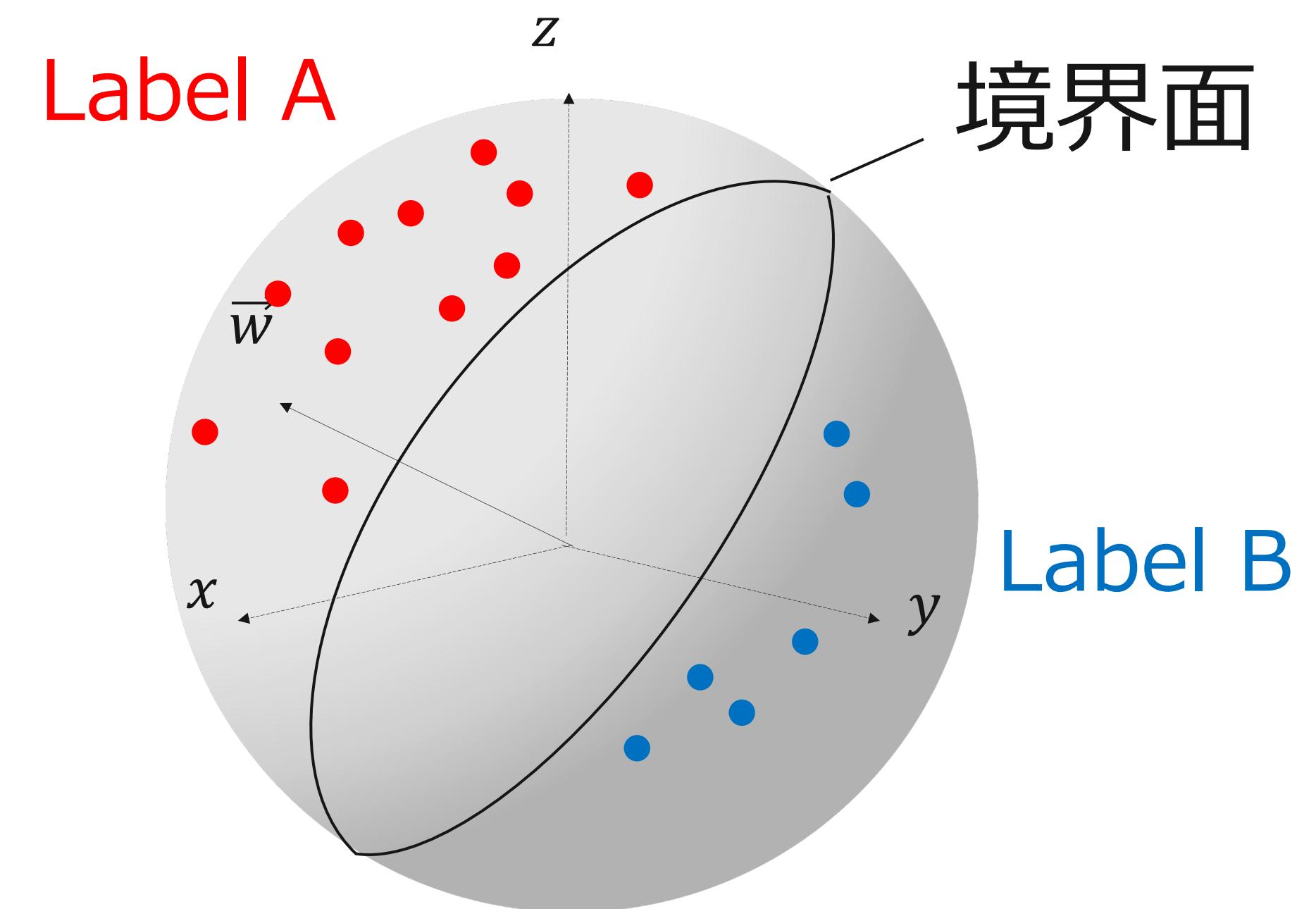
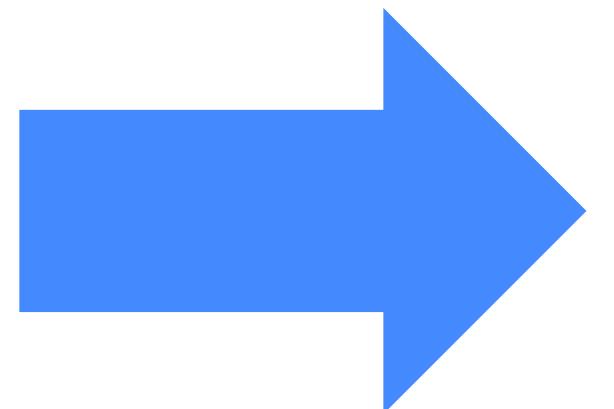
特徴量を高次元化(特徴量マッピング)することで、平な(線形な)境界面で切り分けることができます。

量子SVM(サポートベクターマシン)

特徴量を量子空間に特徴量マッピングすることで、線形な境界面で切り分けます。



量子状態の球に
マッピング

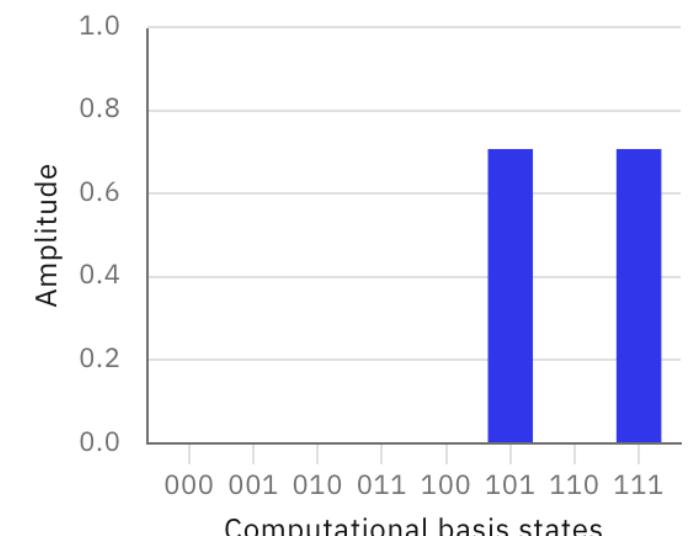


データを量子機械学習のために符号化する手法（代表的なもの）

1. 計算基底符号化

例) データセット $X = \{x_1 = 101, x_2 = 111\}$

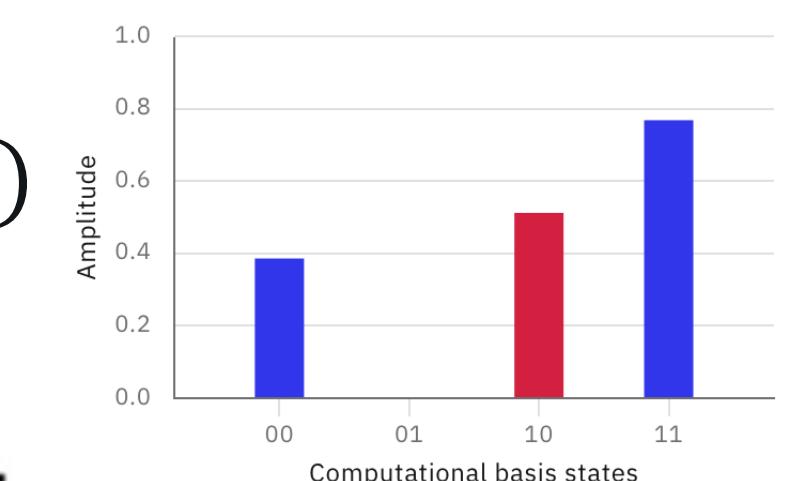
量子状態
 $|x\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|101\rangle + |111\rangle)$



2. 振幅符号化

例) $X = \{x_1 = (1.5, 0), x_2 = (-2, 3)\}$

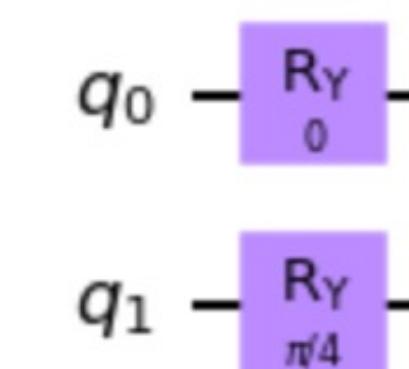
$|x\rangle = \frac{1}{\sqrt{15.25}}(1.5|00\rangle - 2|10\rangle + 3|11\rangle)$



3. 角度符号化

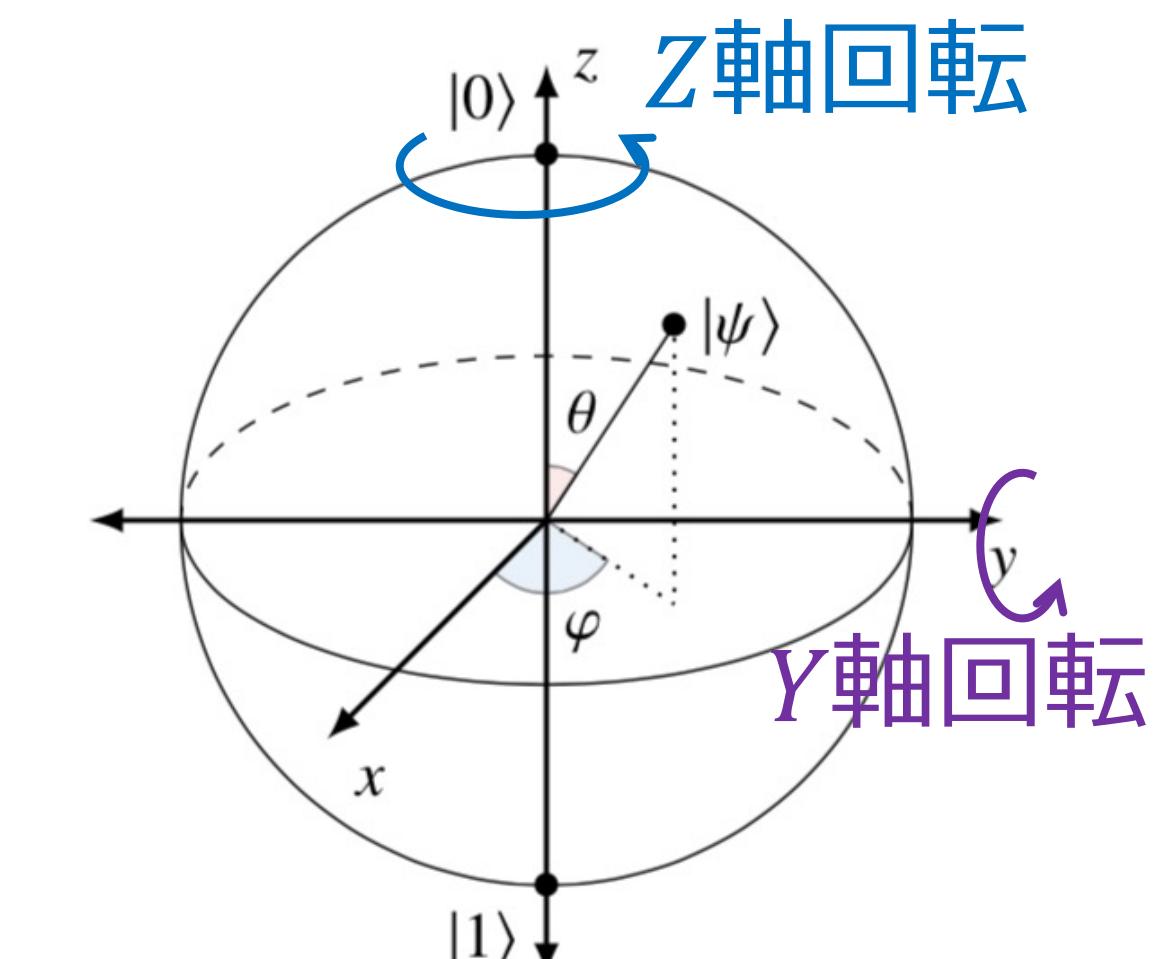
例) データポイント $x = (x_1, x_2)$

$S_x = RY(x_1) \otimes RY(x_2)$



4. 角度符号化の応用

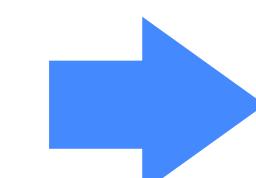
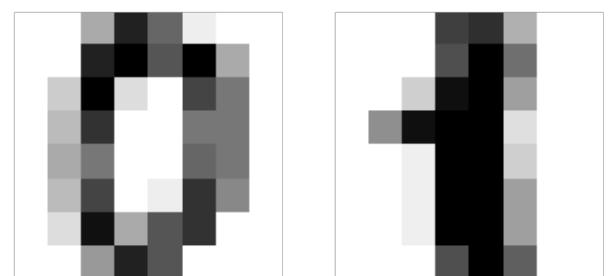
例) $x = (x_1, x_2)$



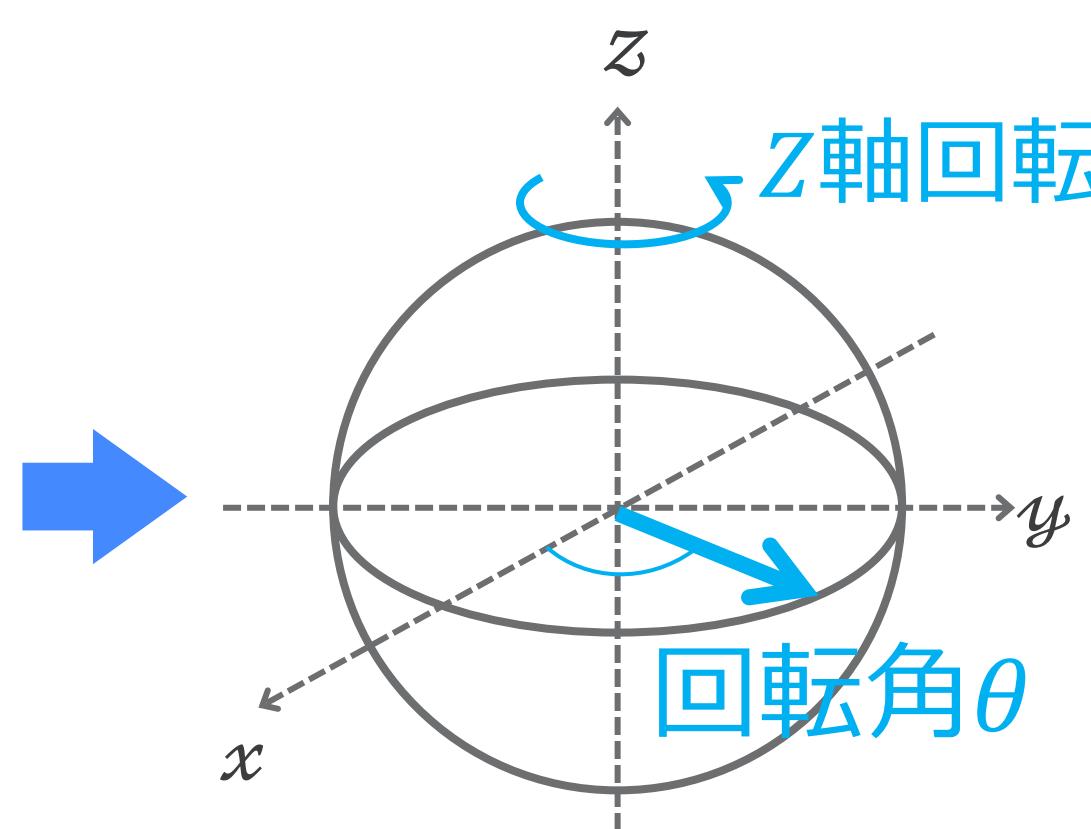
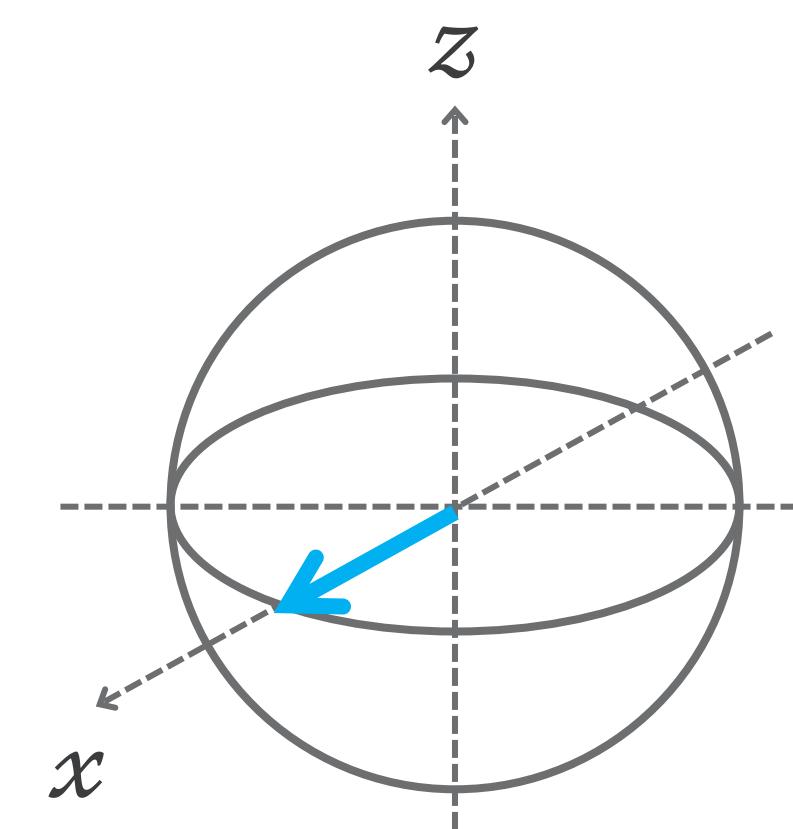
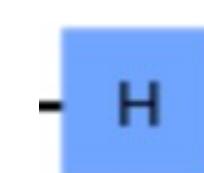
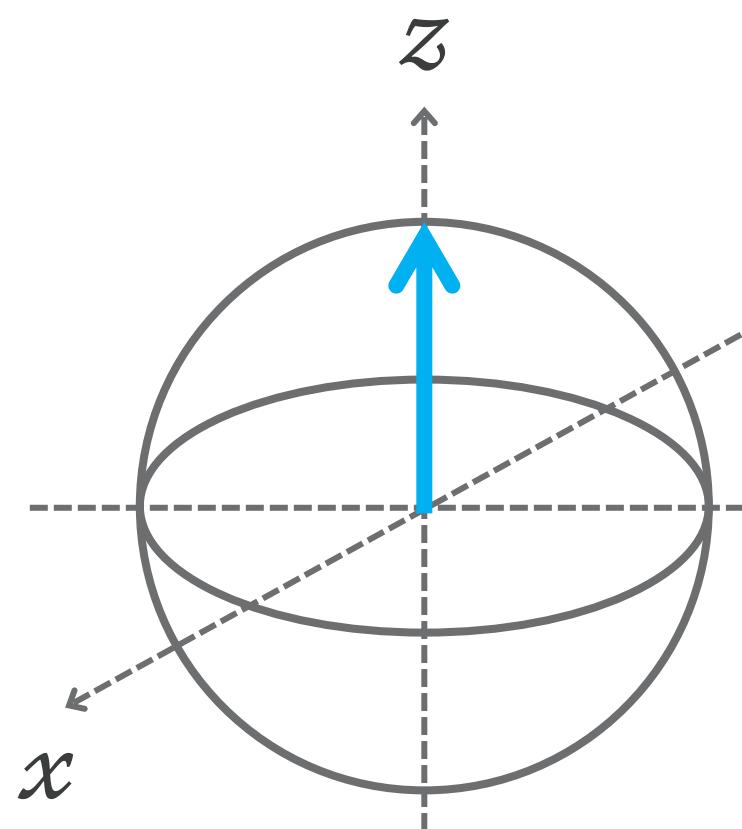
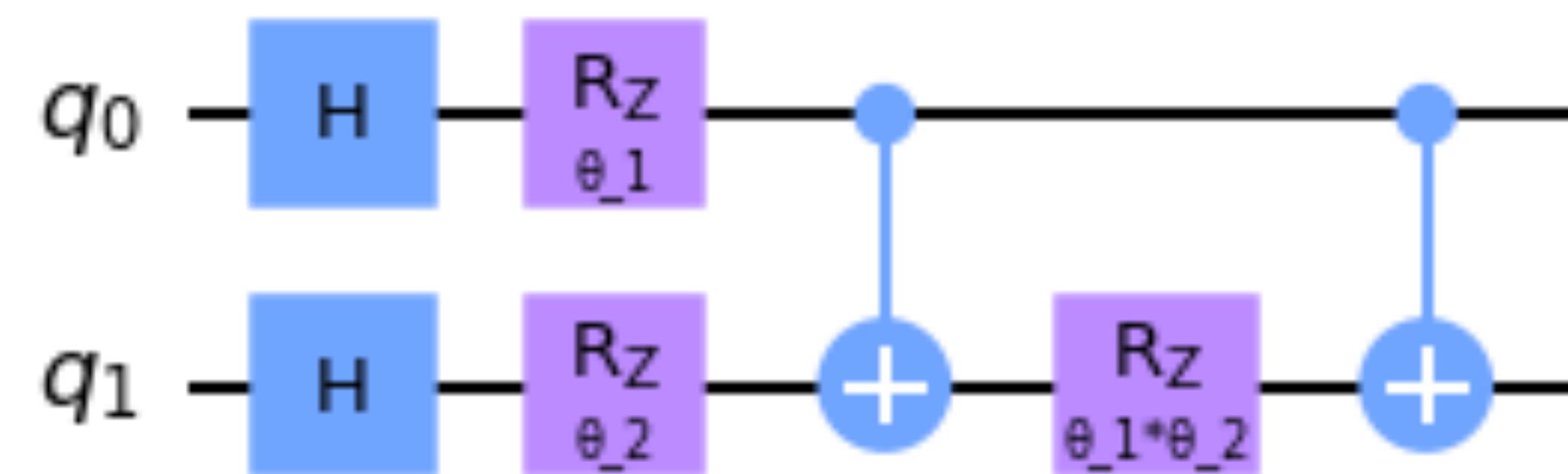
量子カーネルSVM

データを量子データにエンコード（符号化）する際に、
パラメーター（量子ゲートの回転角 θ ）を使った、角度符号化の応用の
量子特徴量マップ(Feature Map)を使って、回転角 θ の部分にデータを入れます。

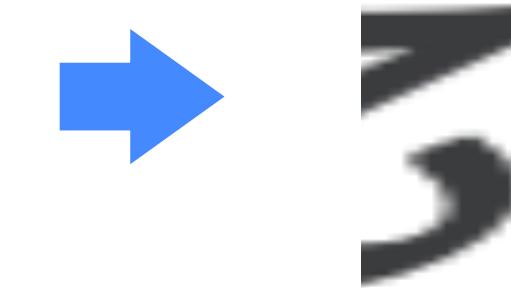
入力データ



量子特徴量マップ

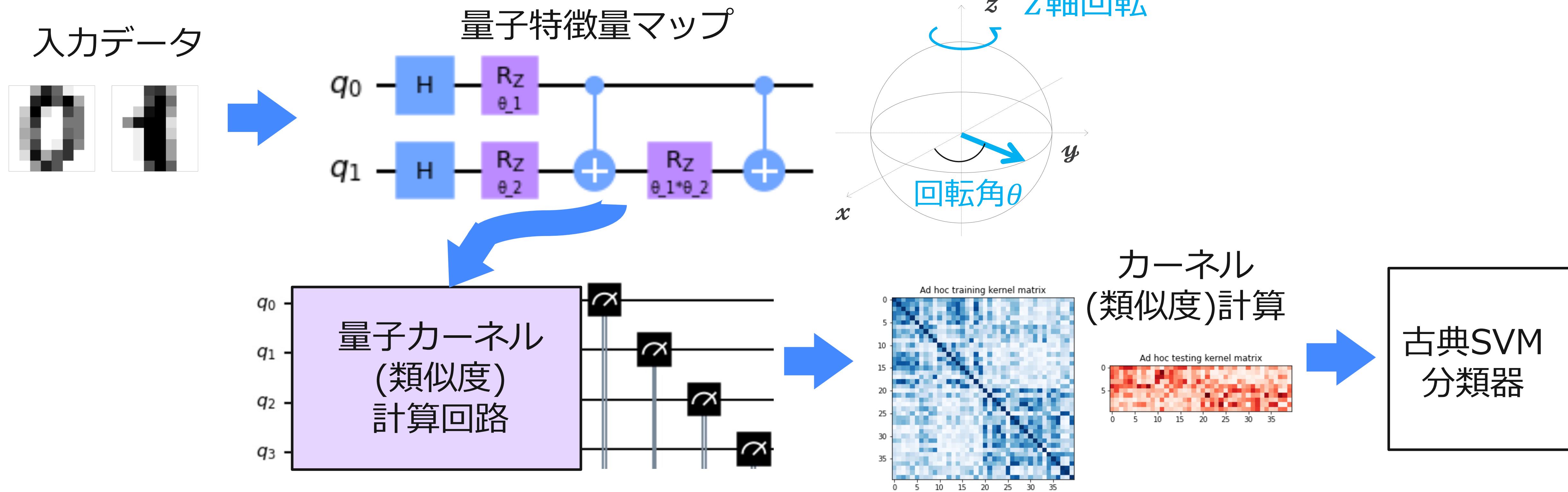


エンタングルメント



量子カーネルSVM

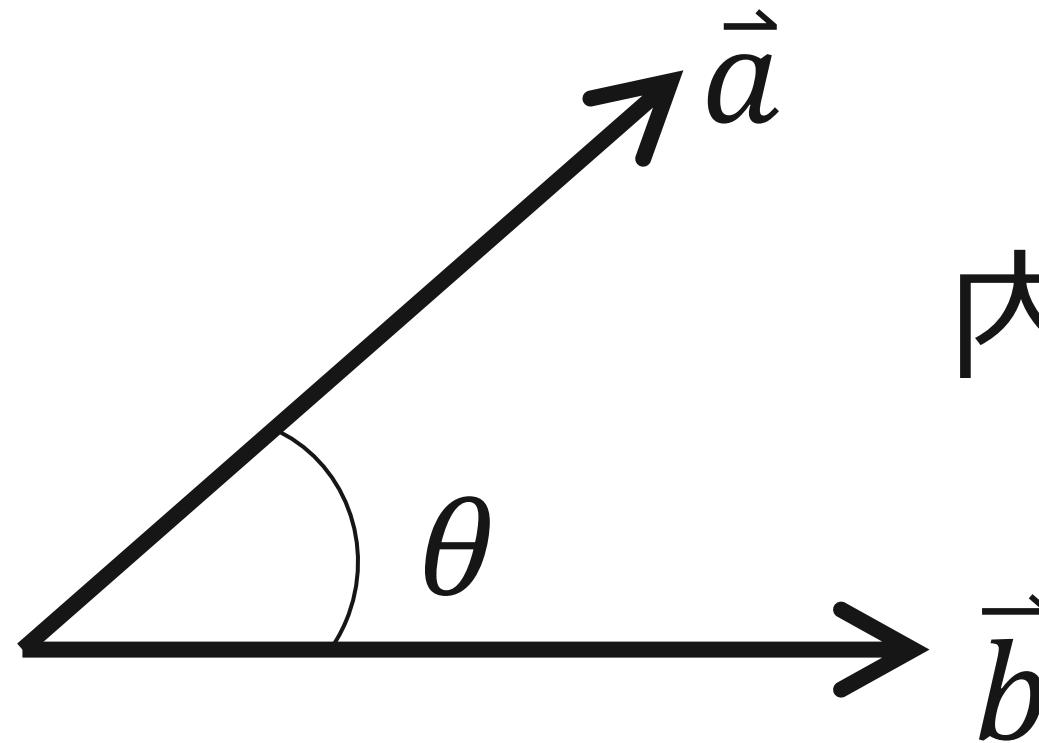
データを量子特徴量マップ(Feature Map)でエンコードした後、



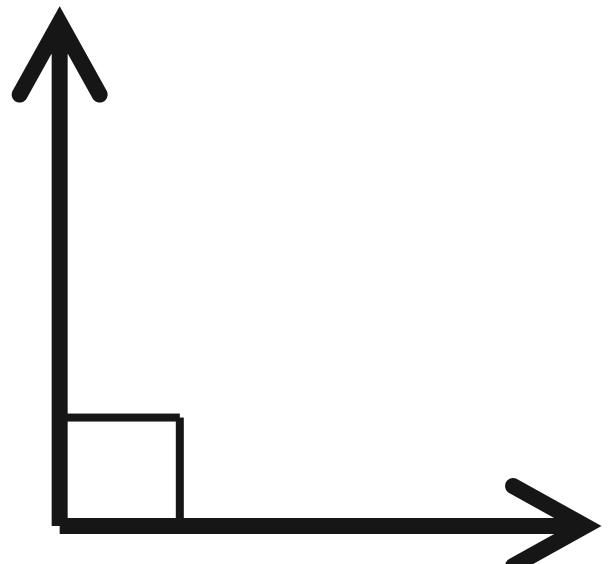
量子回路で量子カーネル(類似度)の計算を行い、
量子カーネルを使って、古典SVM計算(線形な境界面で分ける2値分類)で学習・分類を行います。

(ベクトルを習っていたら・・)

カーネル(類似度)計算は、ベクトルの内積の発展形



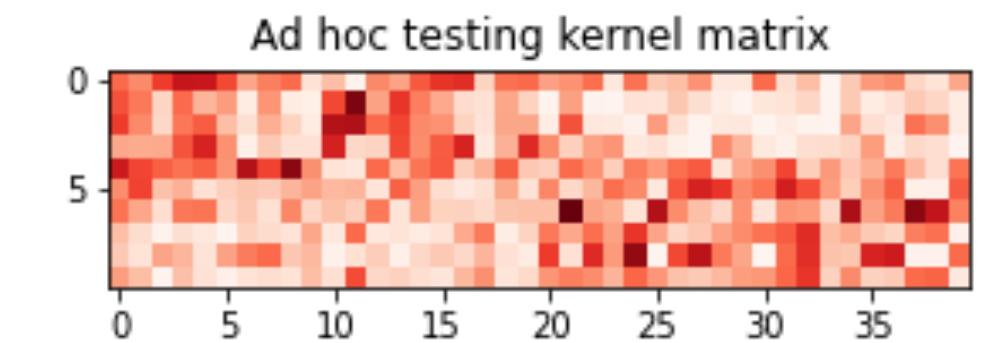
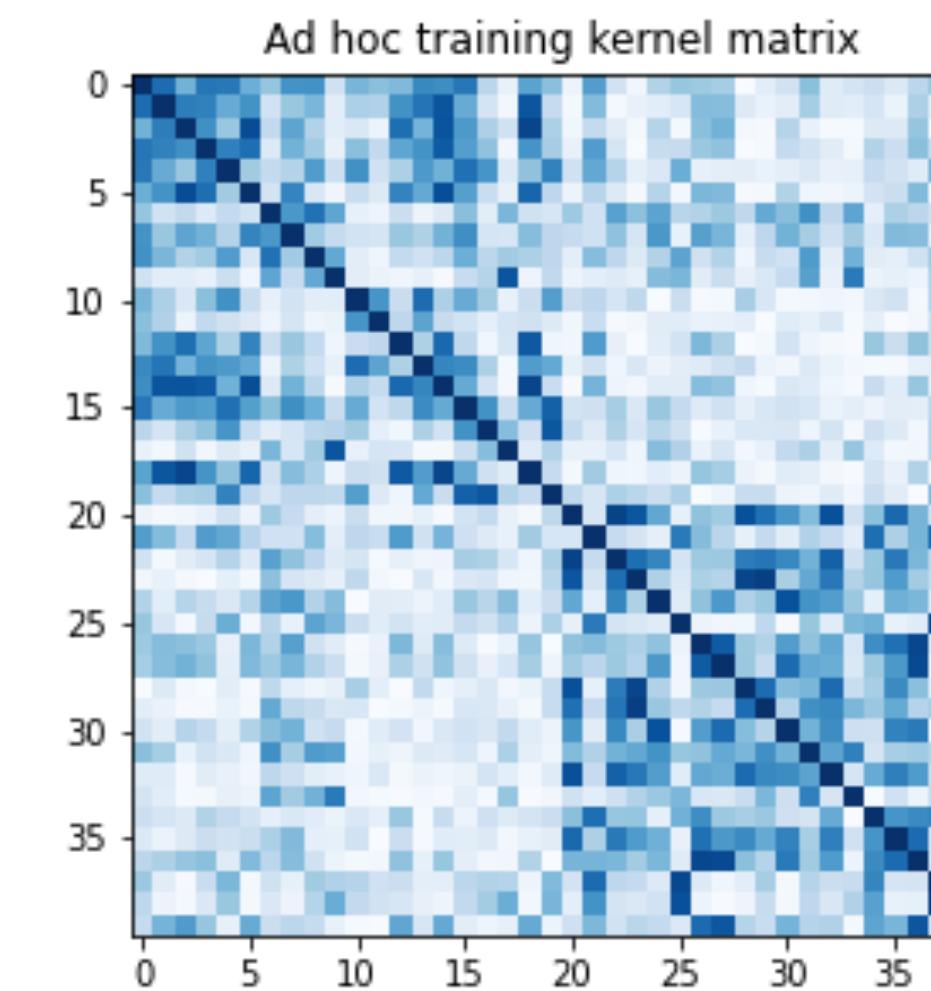
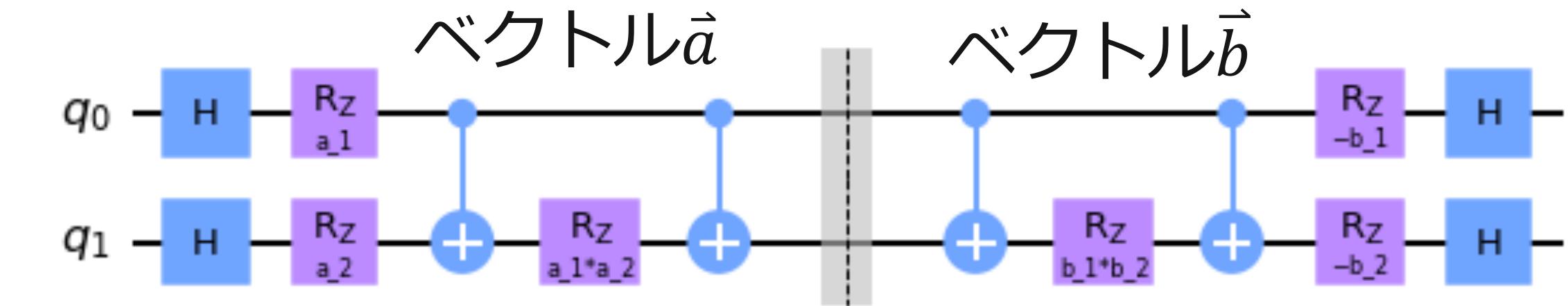
$$\text{内積: } |\vec{a}| |\vec{b}| \cos\theta$$



直行した
ベクトルの
内積は0

自分自身との
内積は1

カーネル(類似度)行列



全く違う特徴: 0(白)
同じ特徴: 1(濃紺/赤)

量子ビットとベクトル

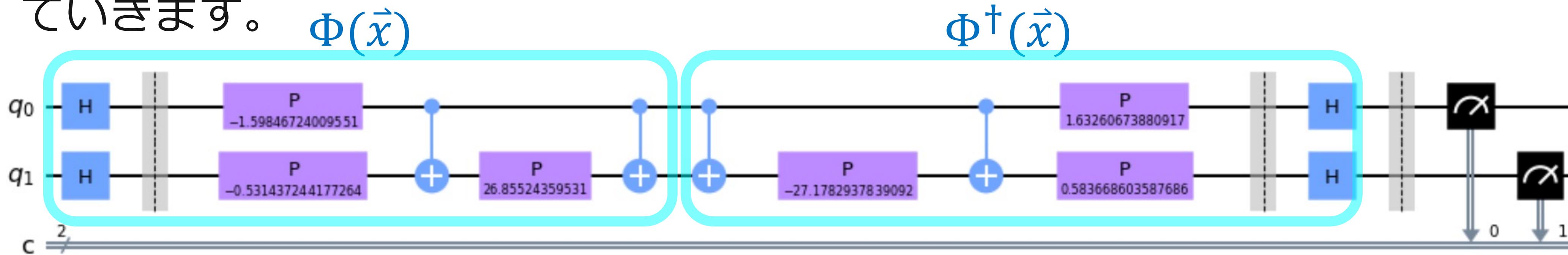
	量子	ベクトル・行列表示
ビット	0と1の重ね合わせ $\alpha \times 0\rangle + \beta \times 1\rangle$	$ 0\rangle = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, 1\rangle = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ $ \psi\rangle = \alpha 0\rangle + \beta 1\rangle = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix}$ α, β : 確率振幅 $ \alpha ^2 + \beta ^2 = 1$
論理ゲート	X, H, CNOT など   	$\begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha' \\ \beta' \end{pmatrix}$ 量子ゲート 入力ビット 出力ビット

例) Xゲートの場合

$$X |0\rangle = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \cdot 1 + 1 \cdot 0 \\ 1 \cdot 1 + 0 \cdot 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = |1\rangle$$

高度な内容) 量子カーネル

各データ対に対して量子カーネル $\langle \Phi(\vec{x}) | \Phi(\vec{x}) \rangle$ を計算、測定してカーネル行列を作っています。 $\Phi(\vec{x})$

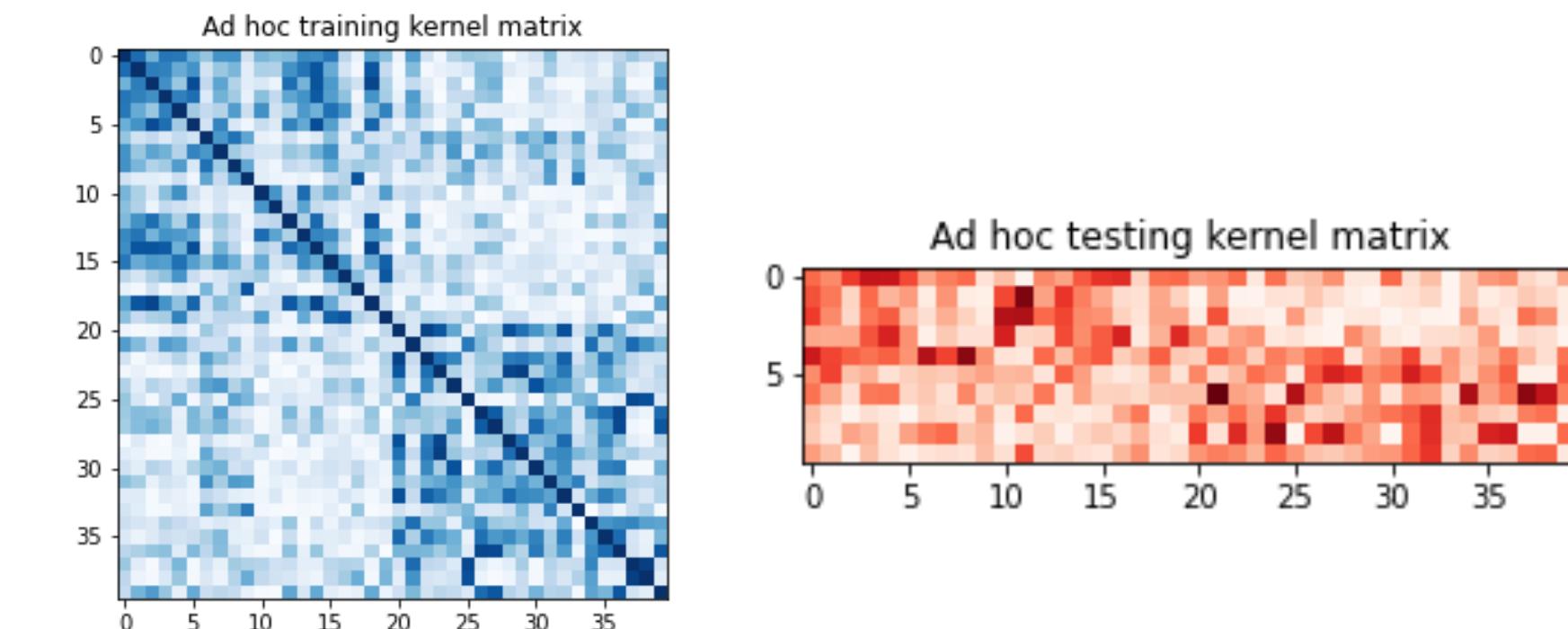


カーネル行列の各要素は、特徴量マップされた各データ $|\Phi(\vec{x})\rangle$ ごとに計算される内積です。この値は、Fidelity(忠実度)とも呼びます。

$$\text{カーネル行列} : K(\vec{x}_i, \vec{x}_k) = |\langle \Phi(\vec{x}_i) | \Phi(\vec{x}_k) \rangle|^2$$

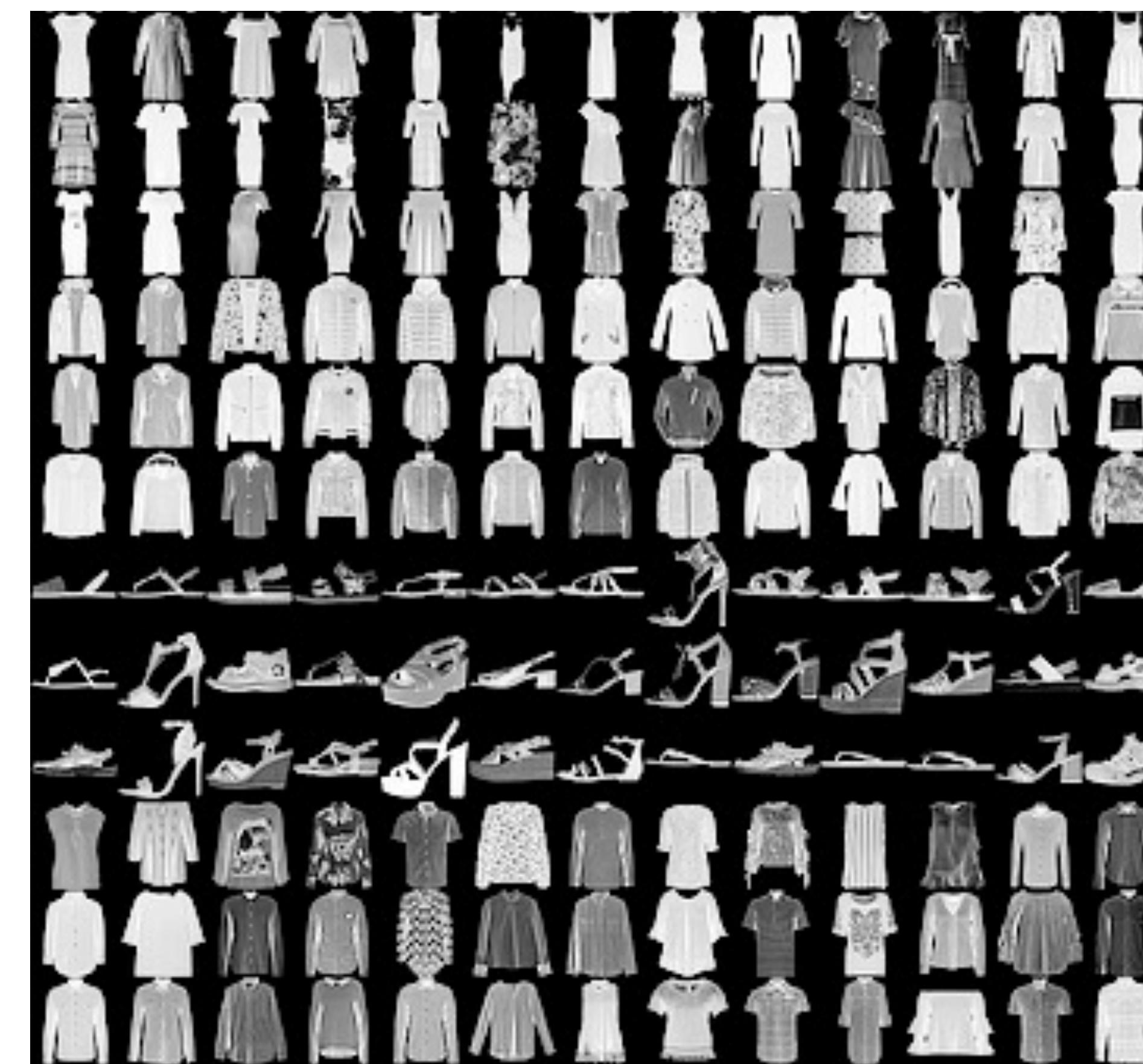
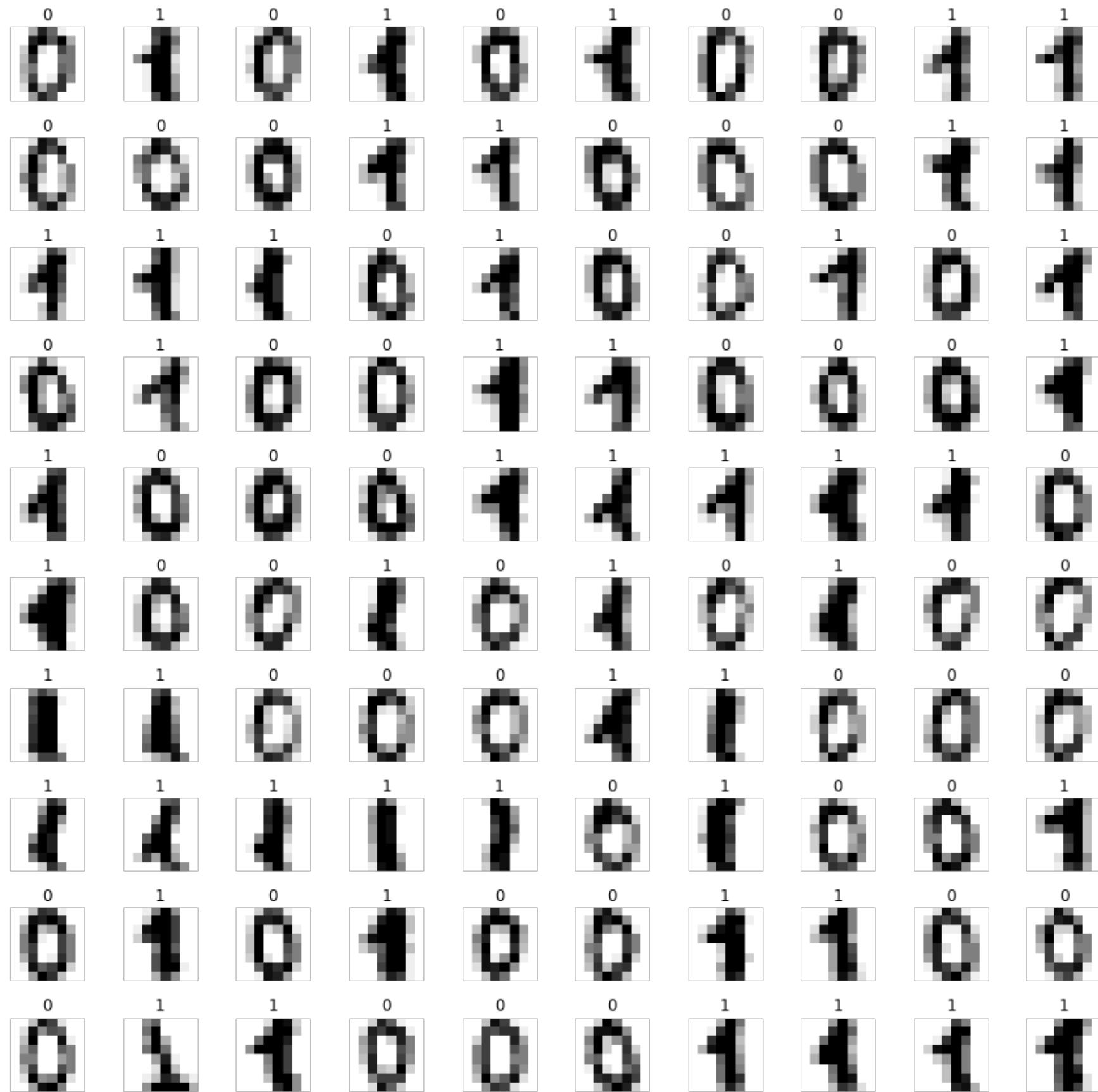
今回は、40個の学習データと10個のテストデータに対して、以下を計算します：

- 学習データ同士 (例：40x40の行列)
- 学習データとテストデータ(例：40x10の行列)



演習

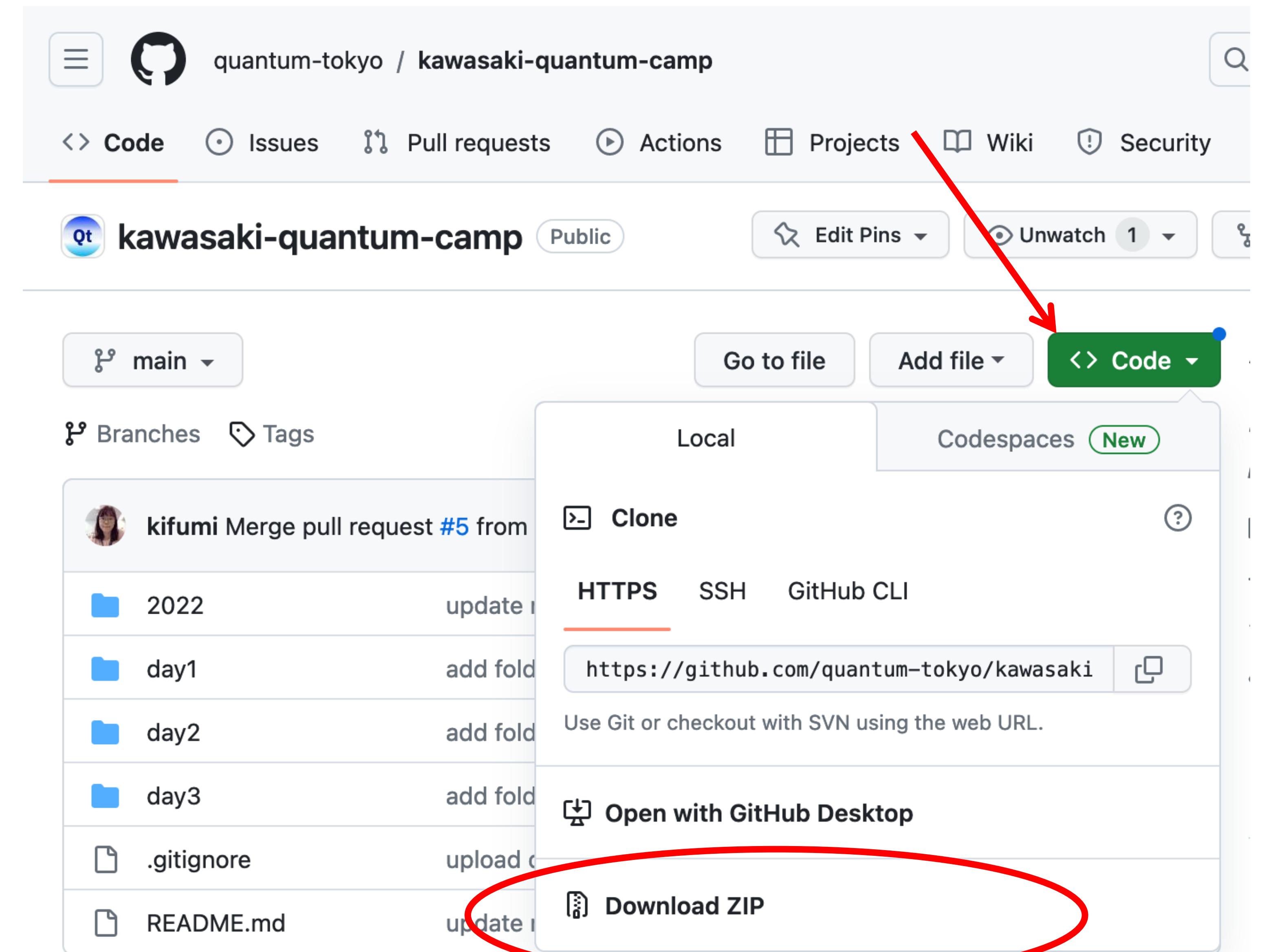
手書き文字(数字)データで量子カーネルを使った機械学習を学んだ後、洋服の画像について、学習分類を行ってみます。



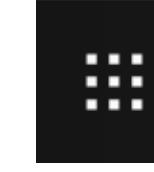
再度：ハンズオン ファイルのダウンロード

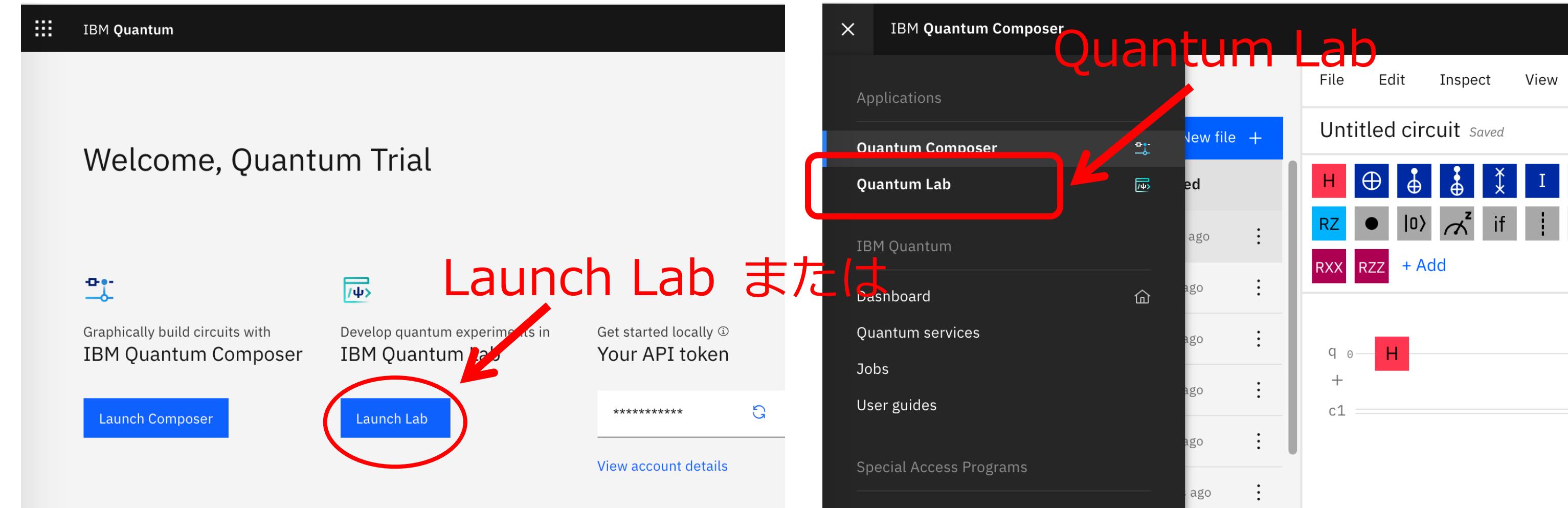
URL: ibm.biz/kwskgit

1. ハンズオンで使用するファイル(zipファイル)をダウンロードします。
2. ダウンロードしたzipファイルを解凍します。
3. 「day2」フォルダーの下のファイルを使います。

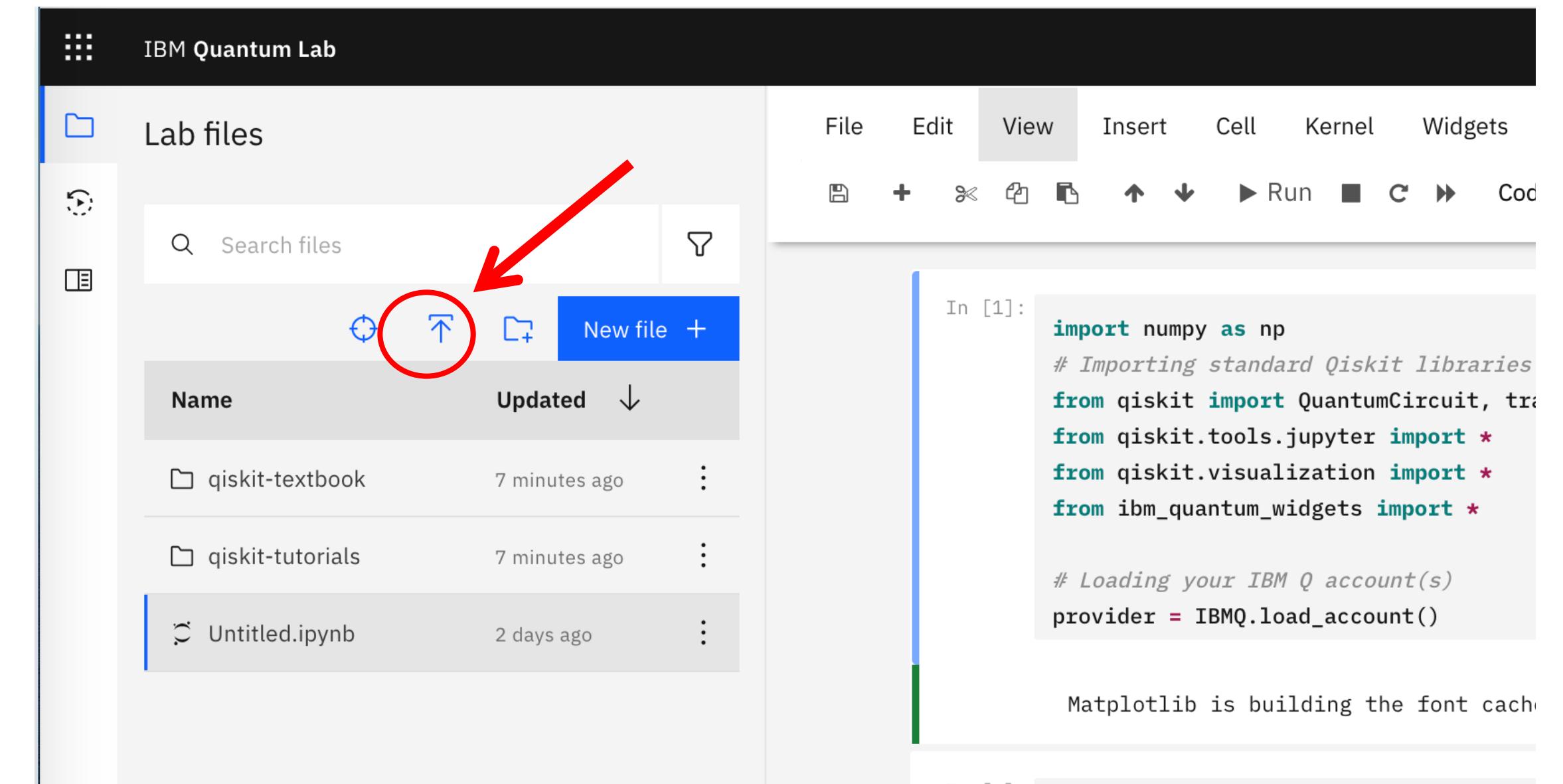


Qiskitハンズオン：IBM Quantum Labで行います

1. IBM Quantum (<https://quantum-computing.ibm.com/>) にログインし、青色アイコンの「Launch Lab」をクリック。
または、左上  をクリックし、左側メニューから「Quantum Lab」をクリック。



2. 左側  の「Upload file」から、ご自分のローカルにあるハンズオンコンテンツ「day2」フォルダーの下の「qml」フォルダーのファイルを全てUploadし、「20230818_qml.ipynb」を開きます。



```
import numpy as np
# Importing standard Qiskit libraries
from qiskit import QuantumCircuit, transpile
from qiskit.tools.jupyter import *
from qiskit.visualization import *
from ibm_quantum_widgets import *

# Loading your IBM Q account(s)
provider = IBMQ.load_account()
```

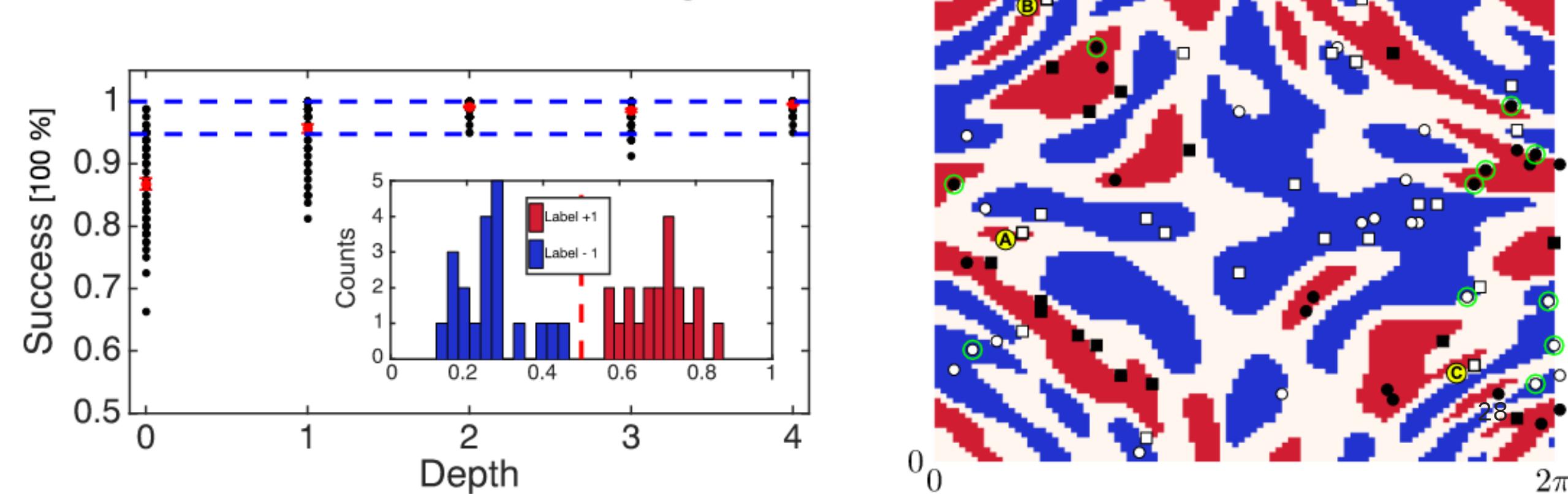
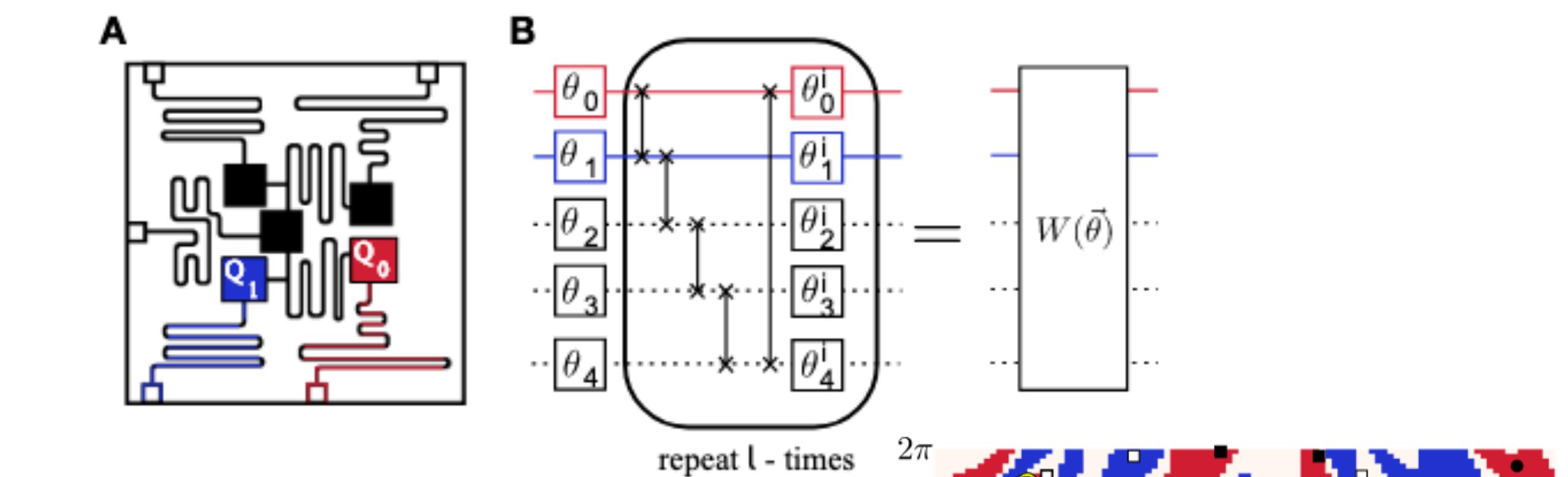
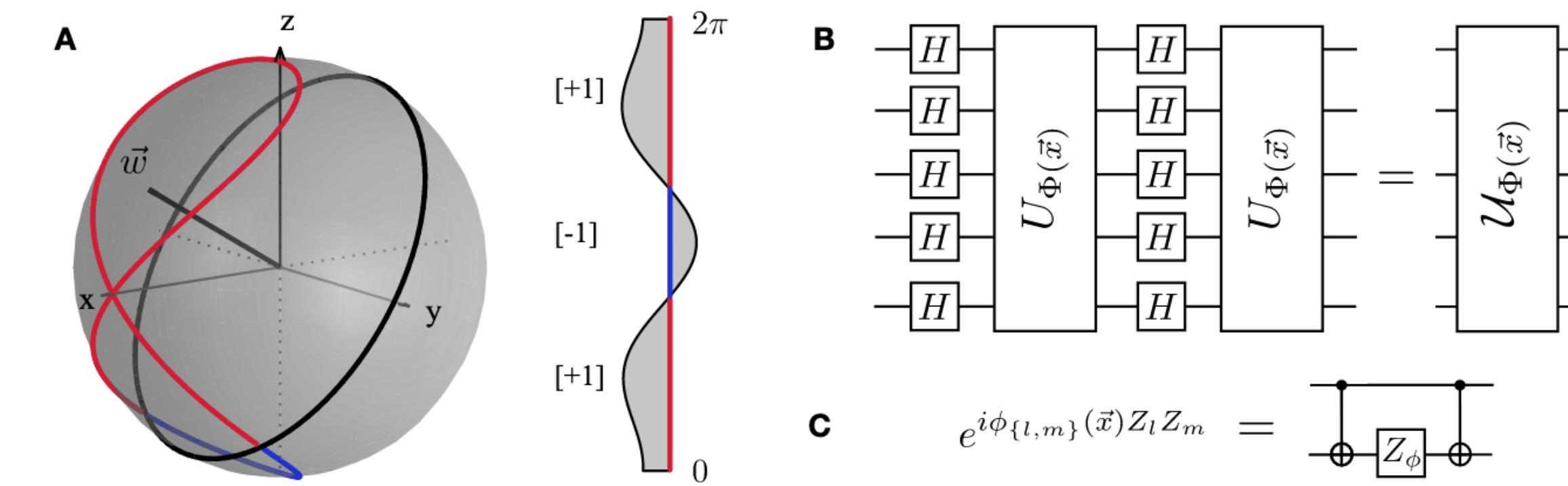
The screenshot shows the 'IBM Quantum Lab' interface. On the left, there's a file browser titled 'Lab files' showing 'qiskit-textbook', 'qiskit-tutorials', and 'Untitled.ipynb'. The 'Upload file' button is circled in red with a red arrow pointing to it. On the right, a Jupyter notebook cell is open with the following code:



Letter | Published: 13 March 2019

Supervised learning with quantum-enhanced feature spaces

Vojtěch Havlíček, Antonio D. Cároles , Kristan Temme , Aram W. Harrow, Abhinav Kandala, Jerry M. Chow & Jay M. Gambetta



量子カーネルSVMの参考文献

量子カーネルSVM：最も普及している量子カーネルアルゴリズム。

- Yunchao Liu, Srinivasan Arunachalam and Kristan Temme, *A rigorous and robust quantum speed-up in supervised machine learning* (2020), [arXiv:2010.02174](https://arxiv.org/abs/2010.02174).
量子カーネルSVMが特定の入力データクラスに対して従来の方法よりも高速化することを証明。
- Hsin-Yuan Huang, Michael Broughton, Masoud Mohseni, Ryan Babbush, Sergio Boixo, Hartmut Neven and Jarrod R. McClean, *Power of data in quantum machine learning* (2020), [arXiv:2011.01938](https://arxiv.org/abs/2011.01938).
量子カーネルSVMを使用して、量子機械学習アルゴリズムのデータの計算能力を定量化し、量子モデルが従来のモデルを上回ることができる条件を提示。
- Lloyd, Seth, Maria Schuld, Aroosa Ijaz, Josh Izaac, and Nathan Killoran, *Quantum embeddings for machine learning* (2020), [arXiv preprint arXiv:2001.03622](https://arxiv.org/abs/2001.03622)
量子カーネルアラインメント(最適化できるパラメーターを持つ構造)を可能にする量子メトリック学習と呼ばれる手法を提示。

