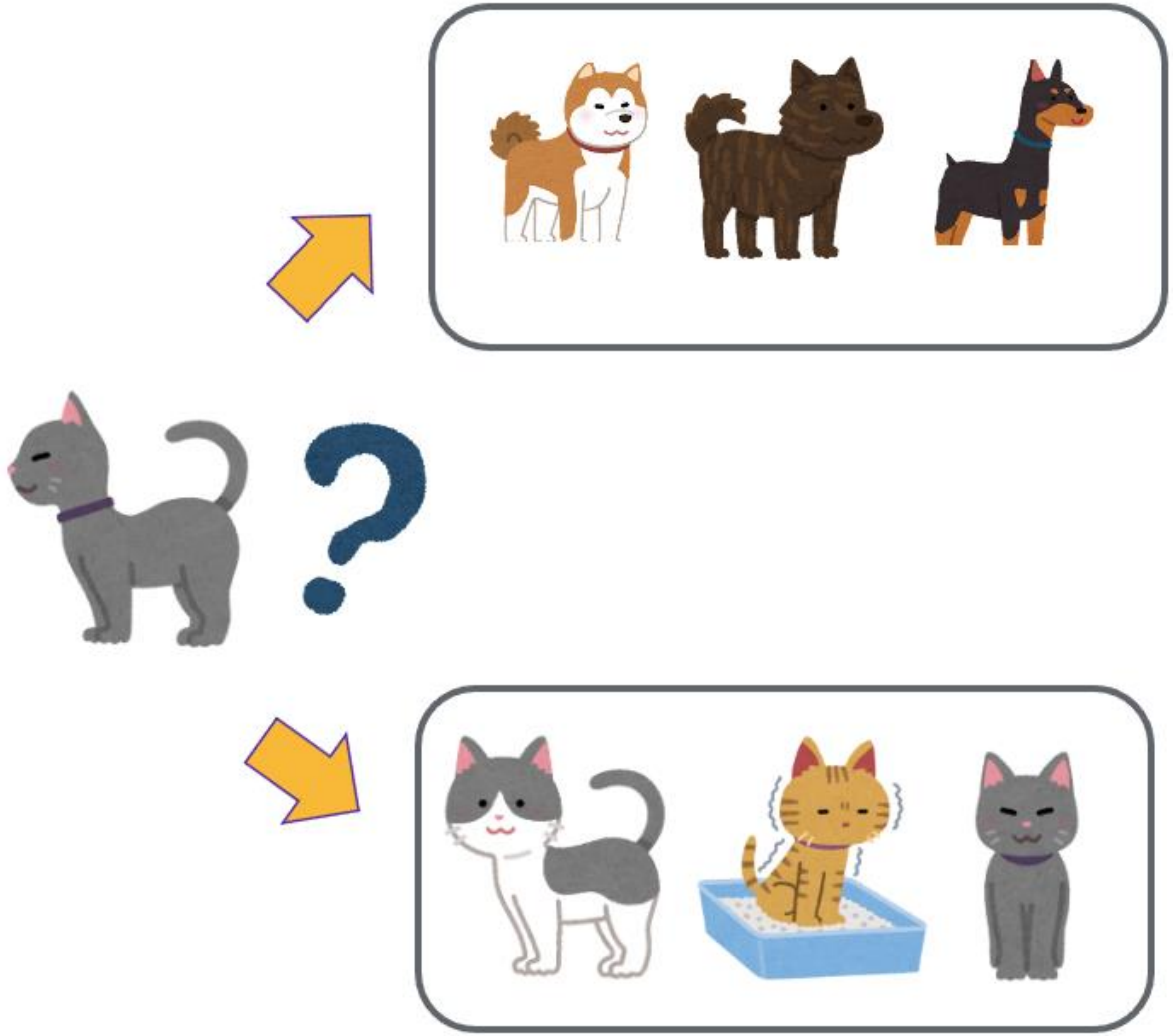
Kawasaki Quantum Summer Camp 2025

量子機械学習

Jul 31, 2025

沼田祈史
Kifumi Numata
IBM Quantum

川崎市 KAWASAKI CITY
UTokyo
IBM Quantum

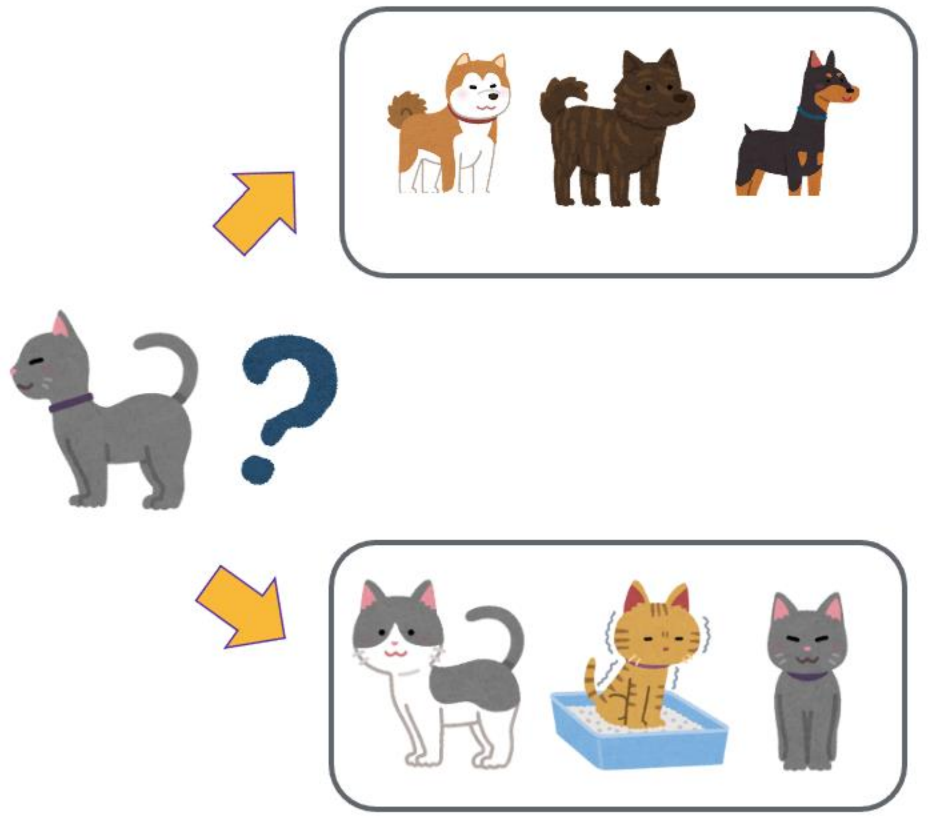



NETFLIX
ホーム
TV番組・ドラマ
映画
新作&人気作
マイリスト
言語別に検索
キッズ
mamaさんにイチオシ!
C'MON C'MON
ゴッドファーザー パート2
ボヘミアン ラプソディ
ハリー・ポッター
YEAR 7 PART2
ファンタスティック ビースト と魔法使いの旅
あなたにピッタリのオススメ作品
羅生門
真夏の方程式
三島由紀夫 VS 東大全共闘
燃ゆる女の肖像
GHOST IN THE SHELL


AI

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

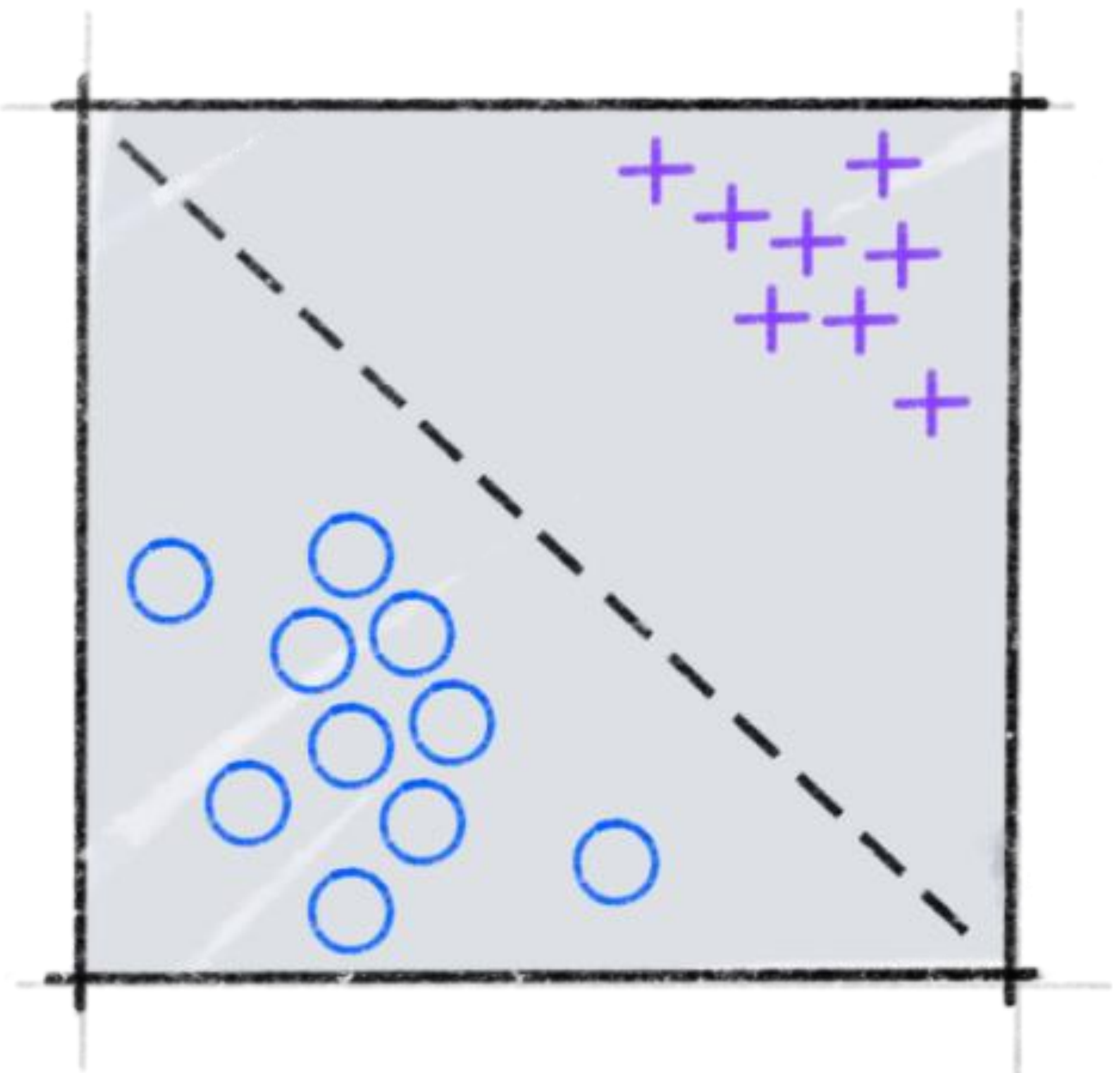
映画の視聴履歴に基づいて視聴者をグループ分けし、新しい映画を推薦する。

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

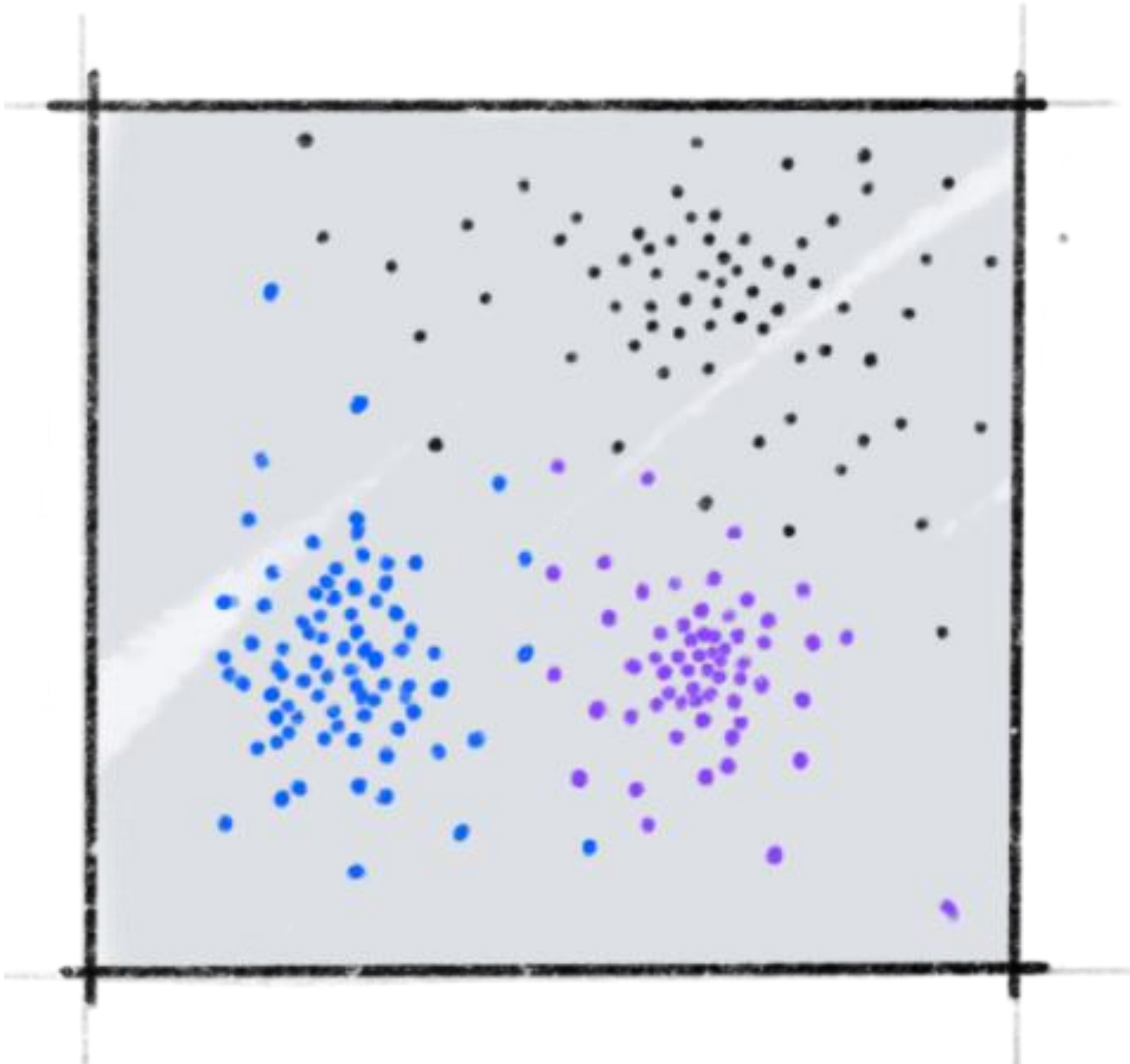
教師あり学習



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。

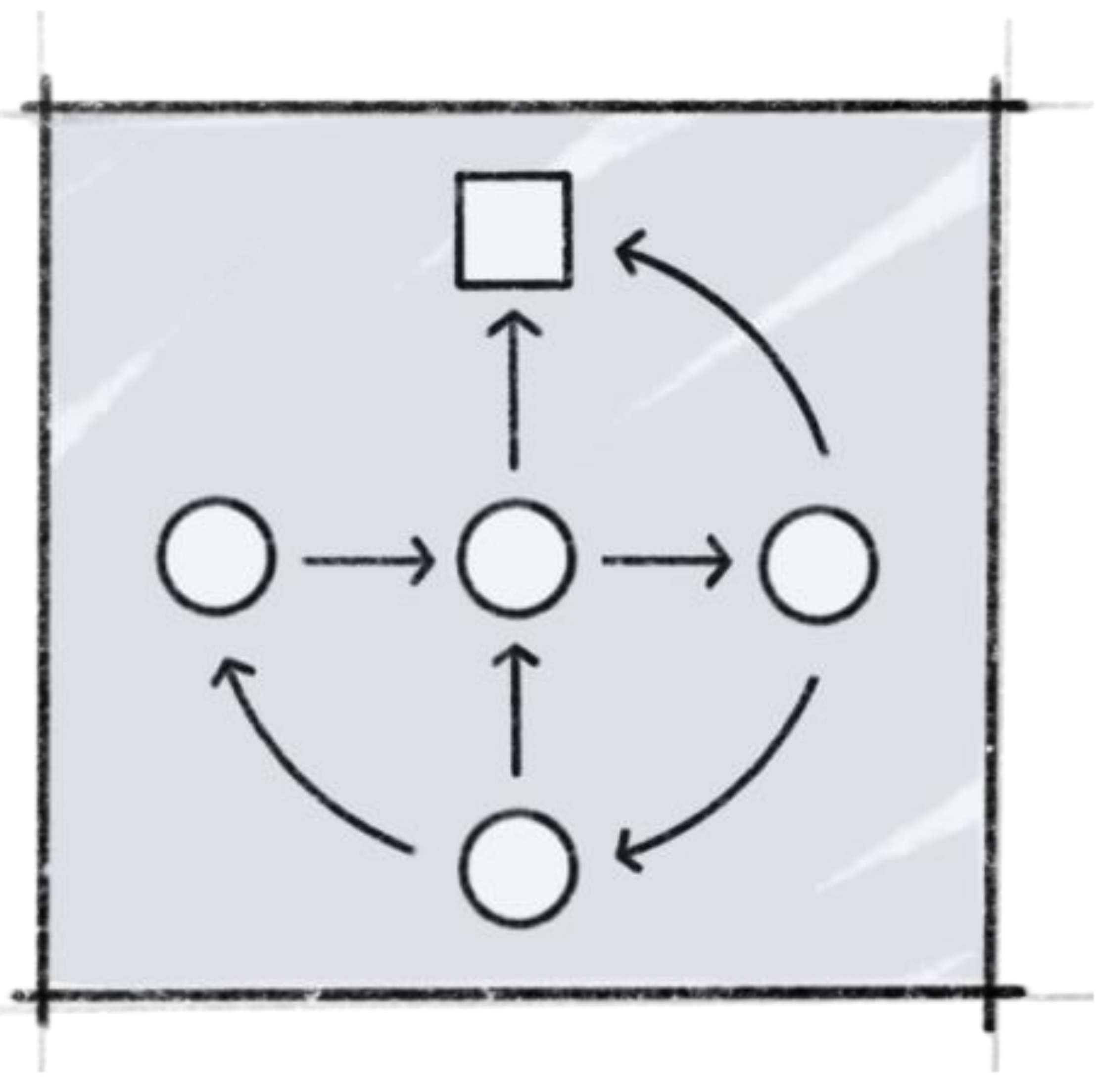
教師なし学習



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

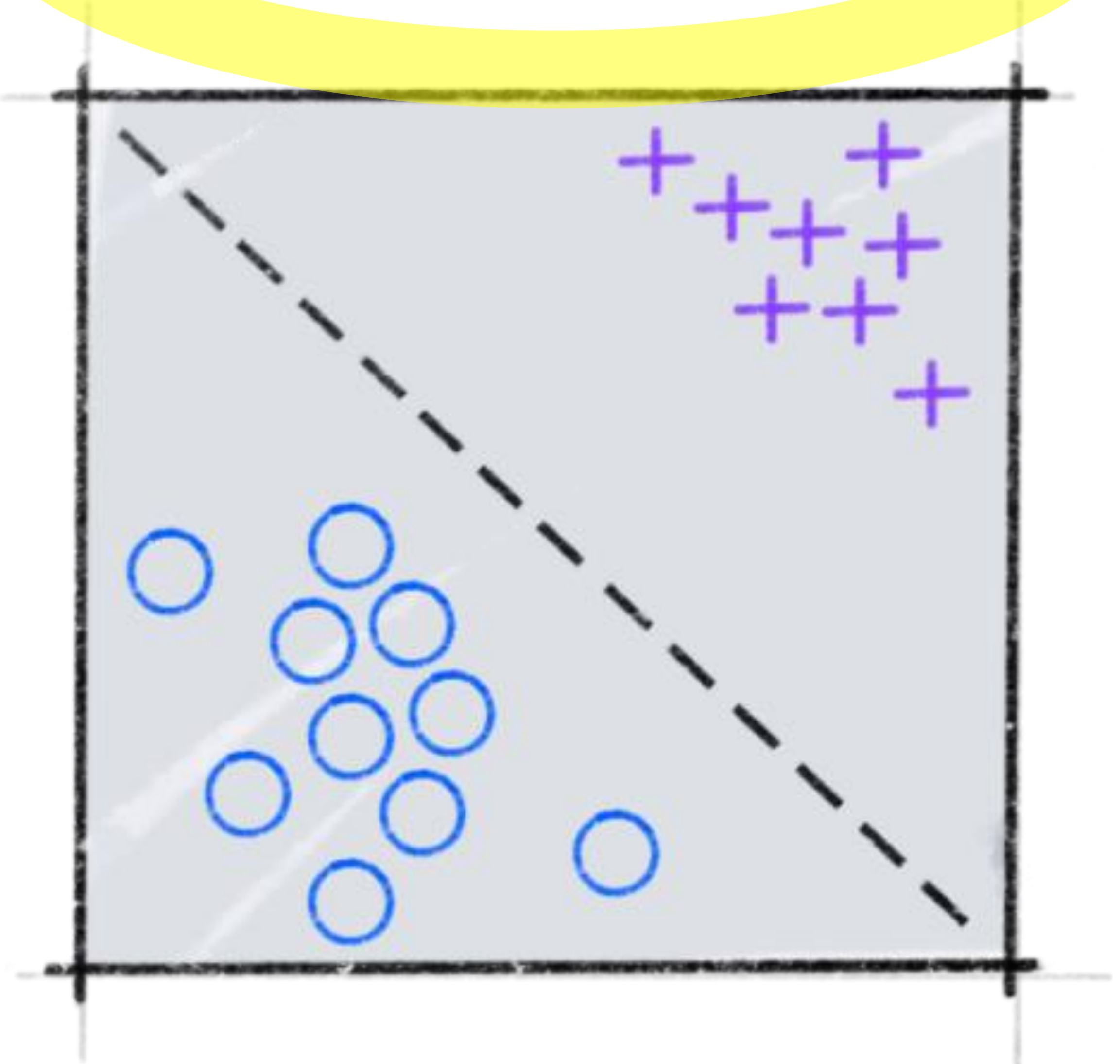


行動に応じて報酬が得られる環境で、期待される報酬を最大化。

囲碁のプレイ方法をアルゴリズムで学習する。

機械学習

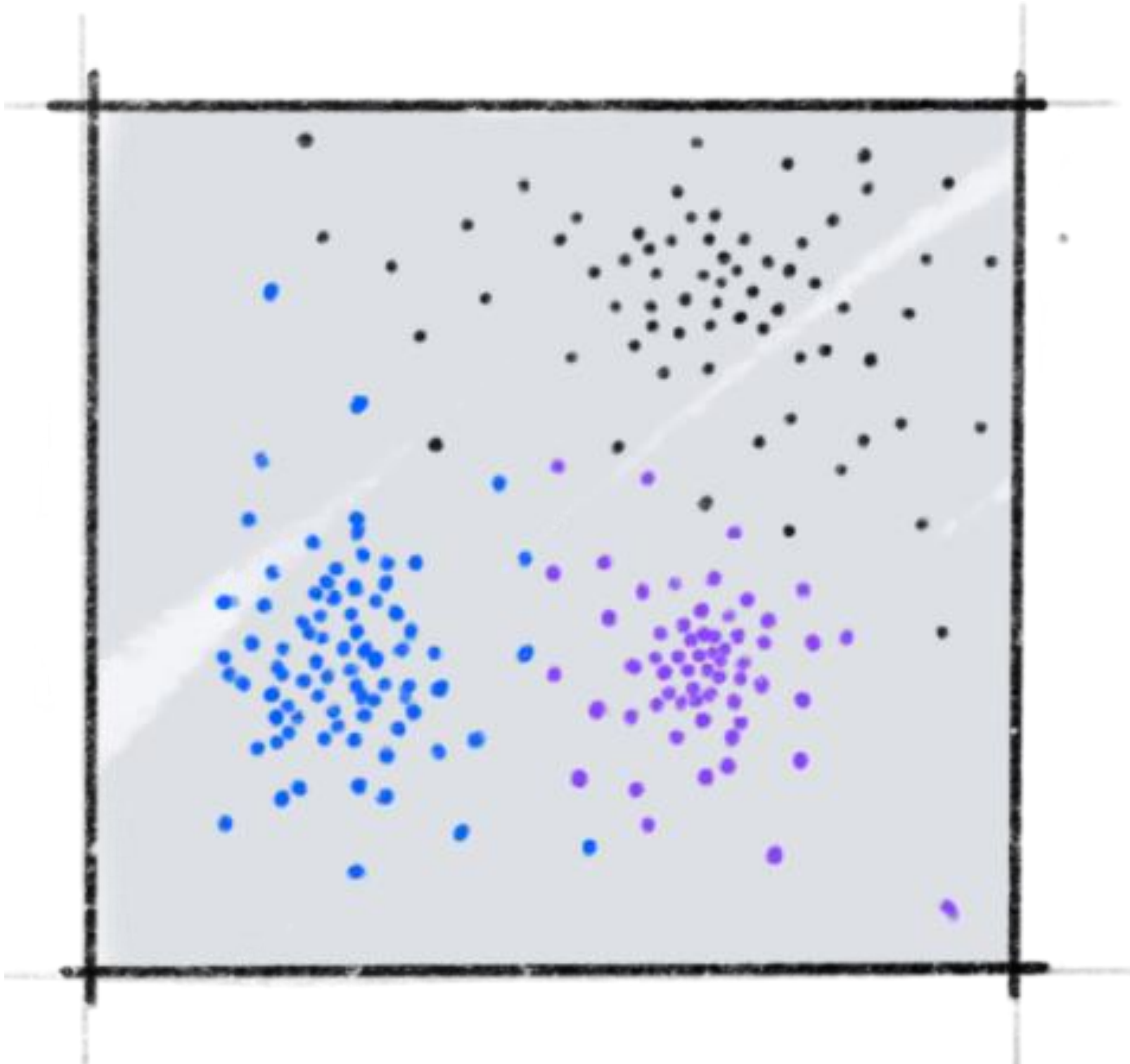
教師あり学習



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。

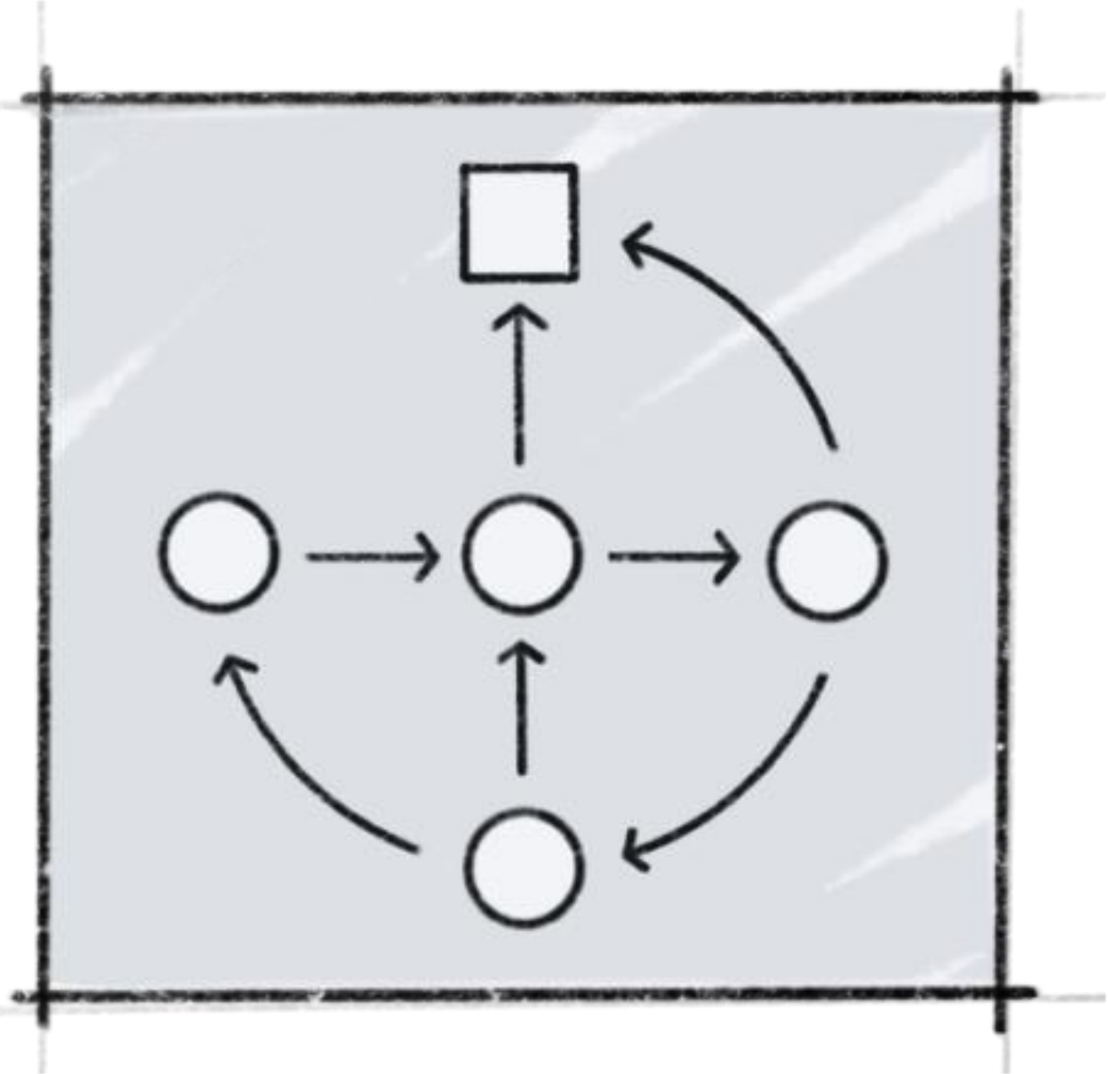
教師なし学習



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。

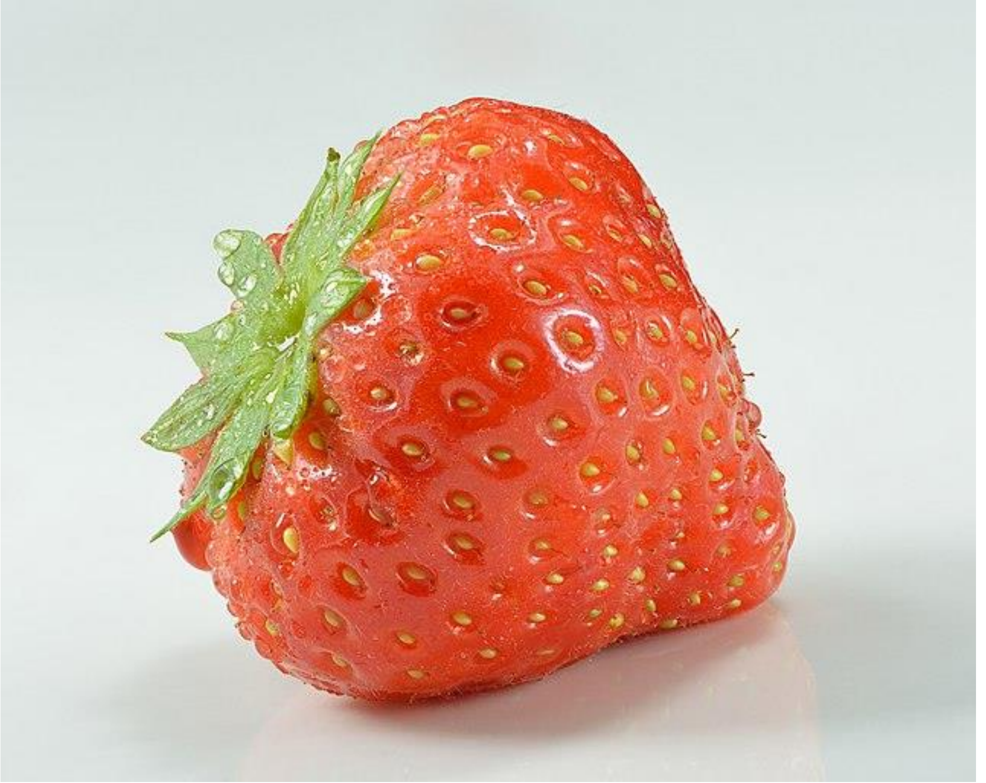
強化学習



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？

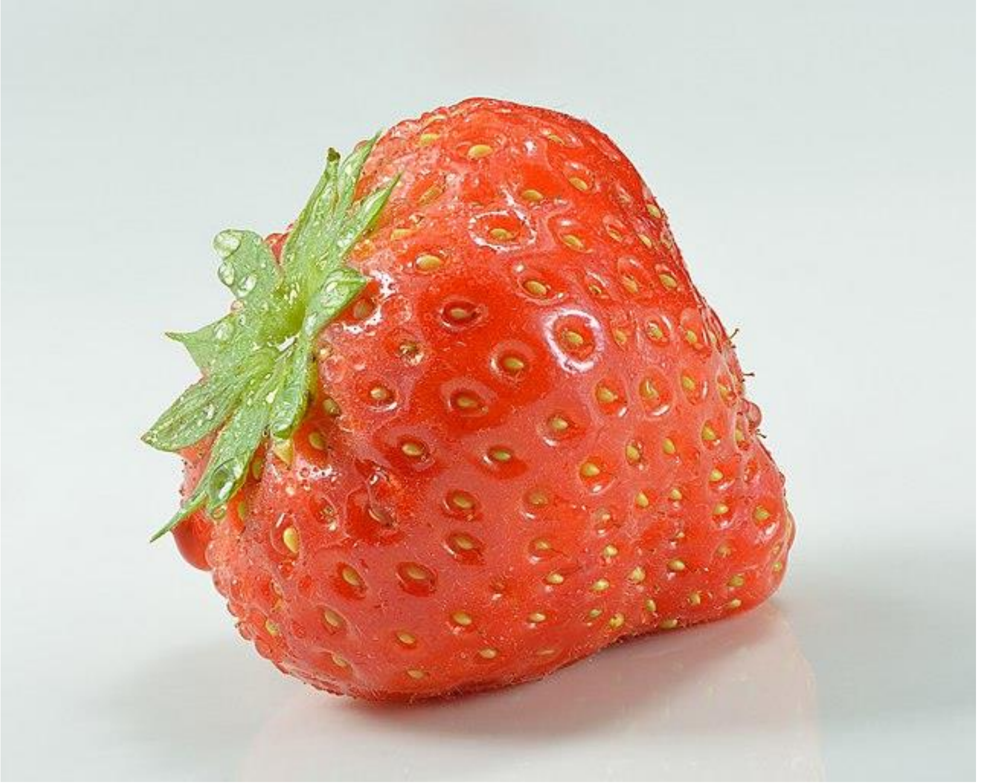


特徴をもとに判別しています。
イチゴとリンゴを区別する特徴は何でしょう？

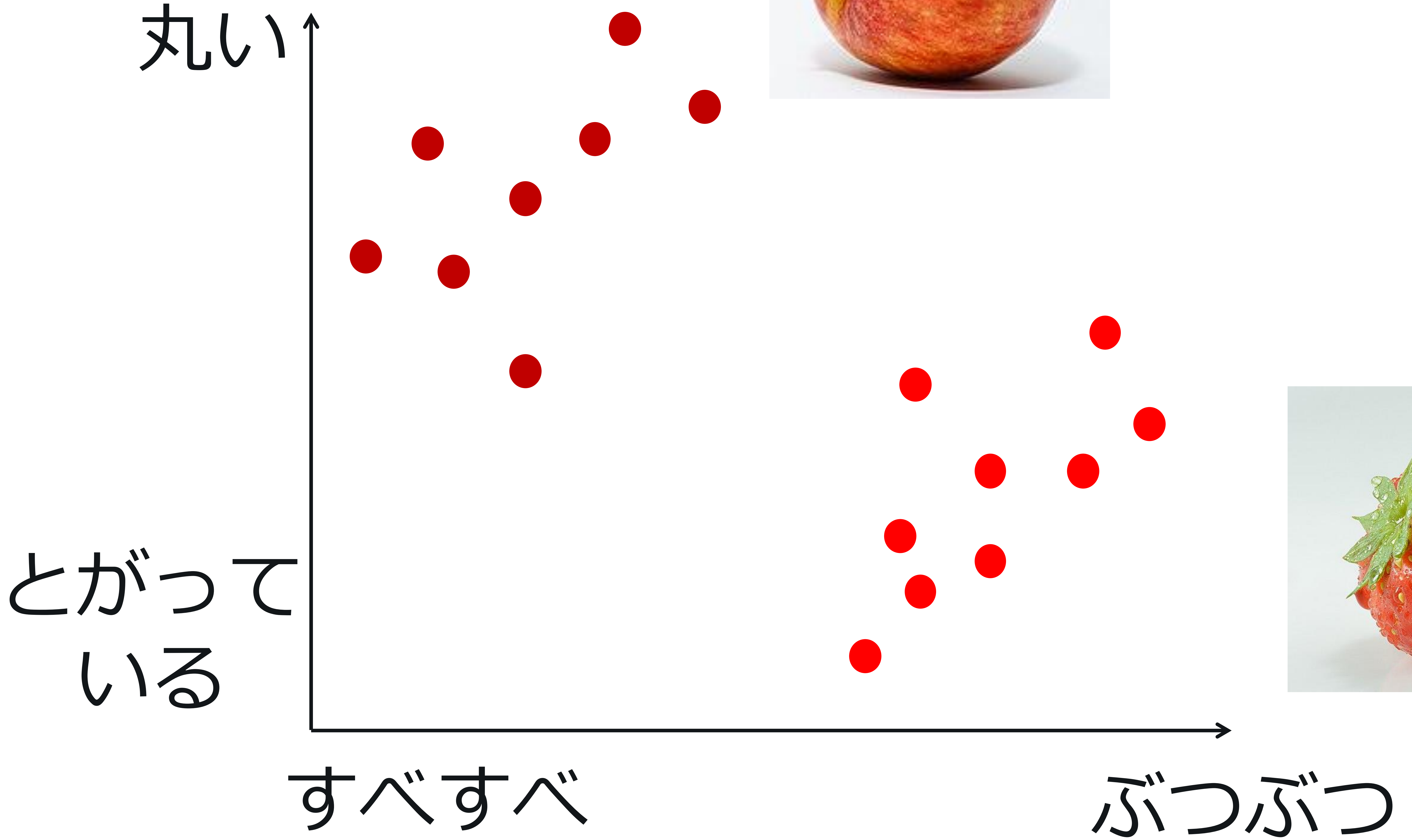


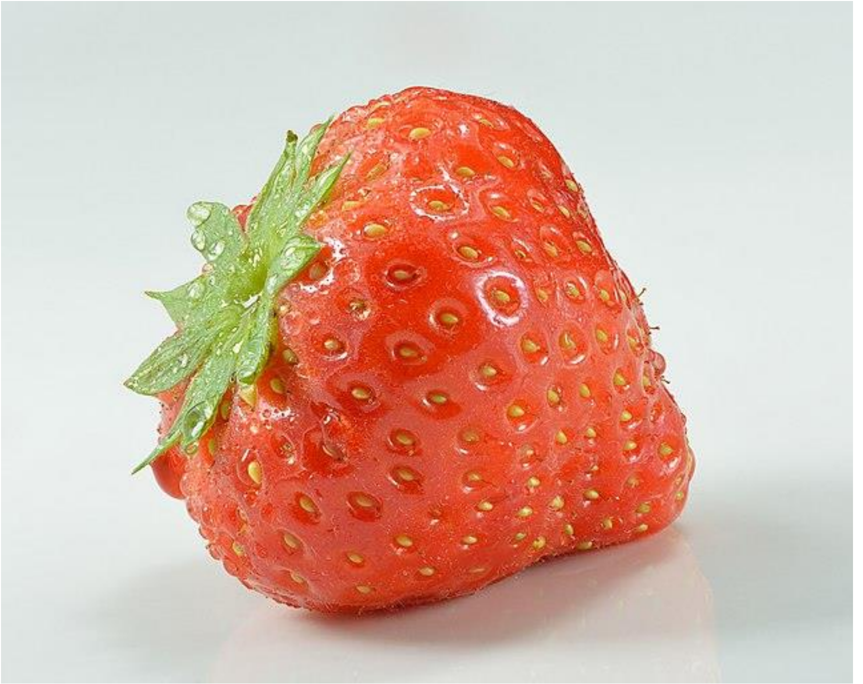




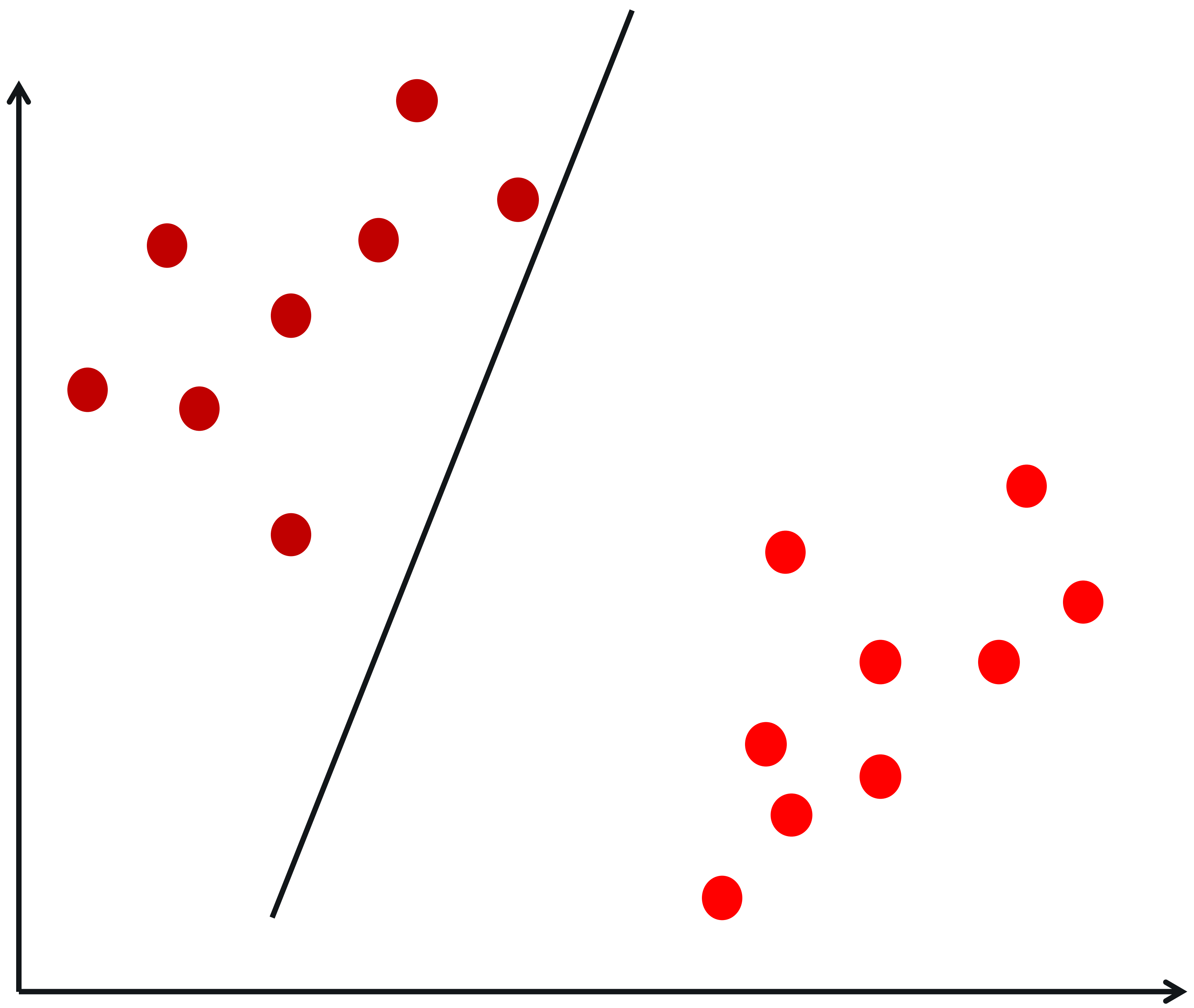



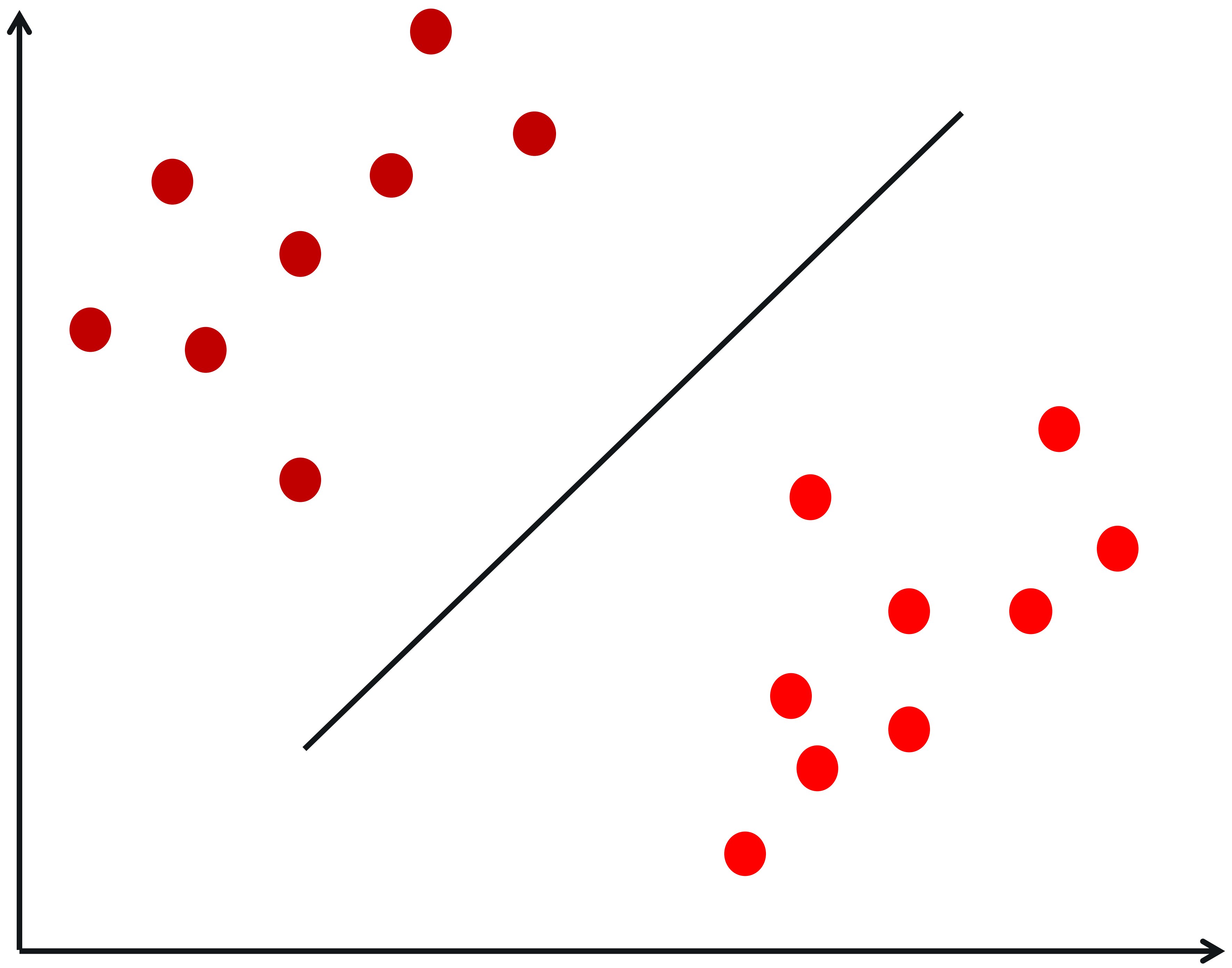
イチゴとリンゴ



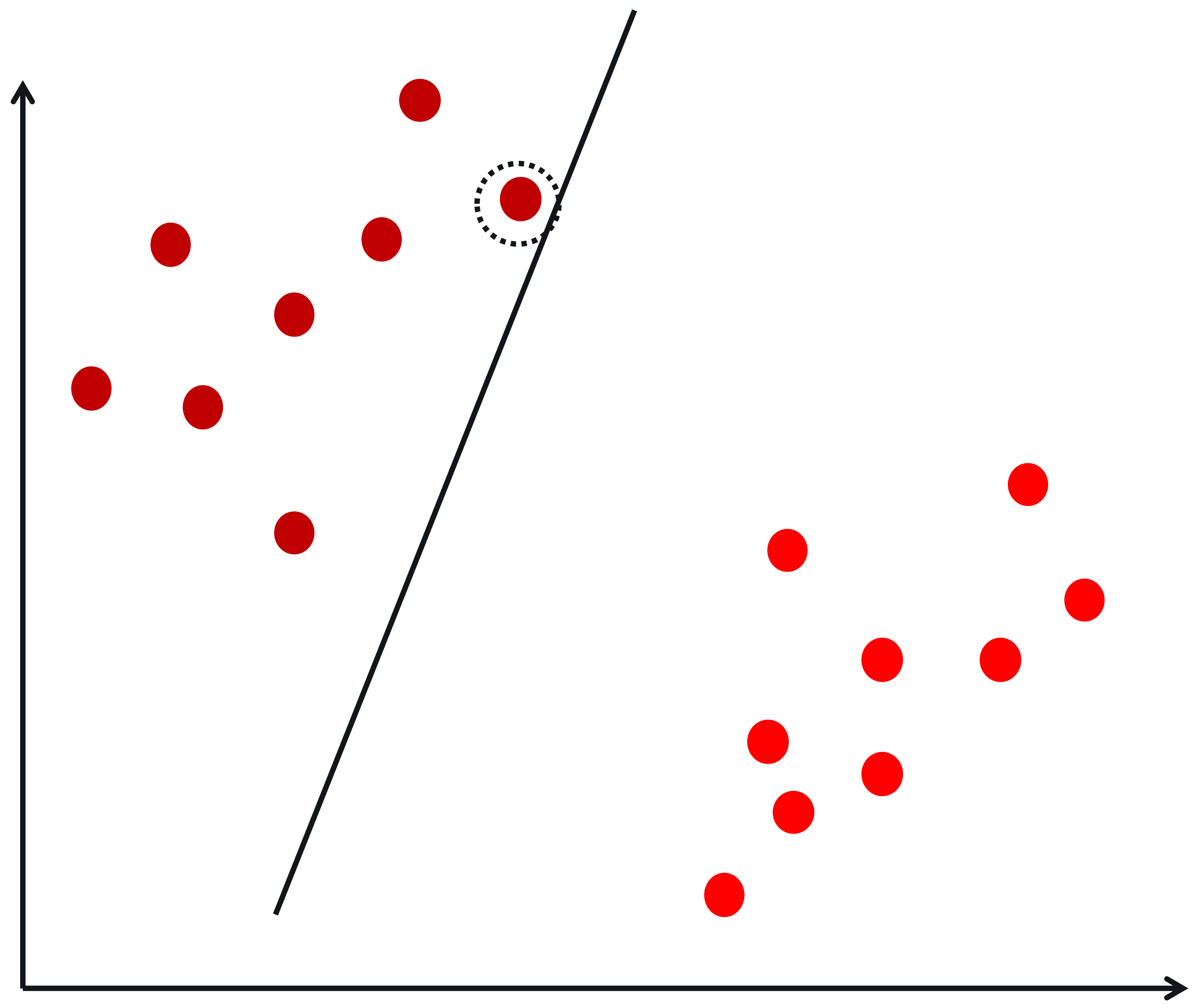


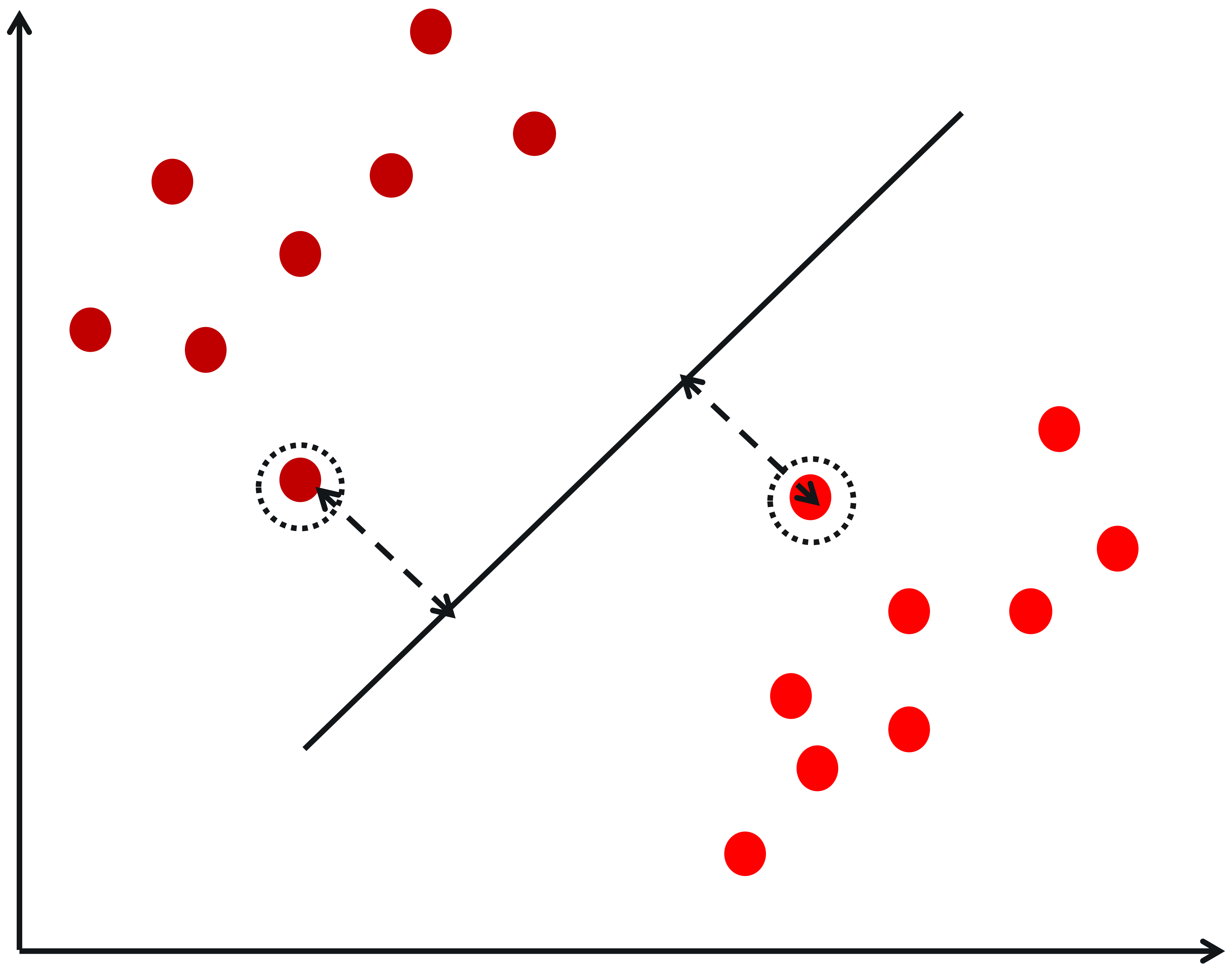
どちらの方がよく分類できているでしょうか？





右図の方が境界線と最も近いデータ点との距離が長い



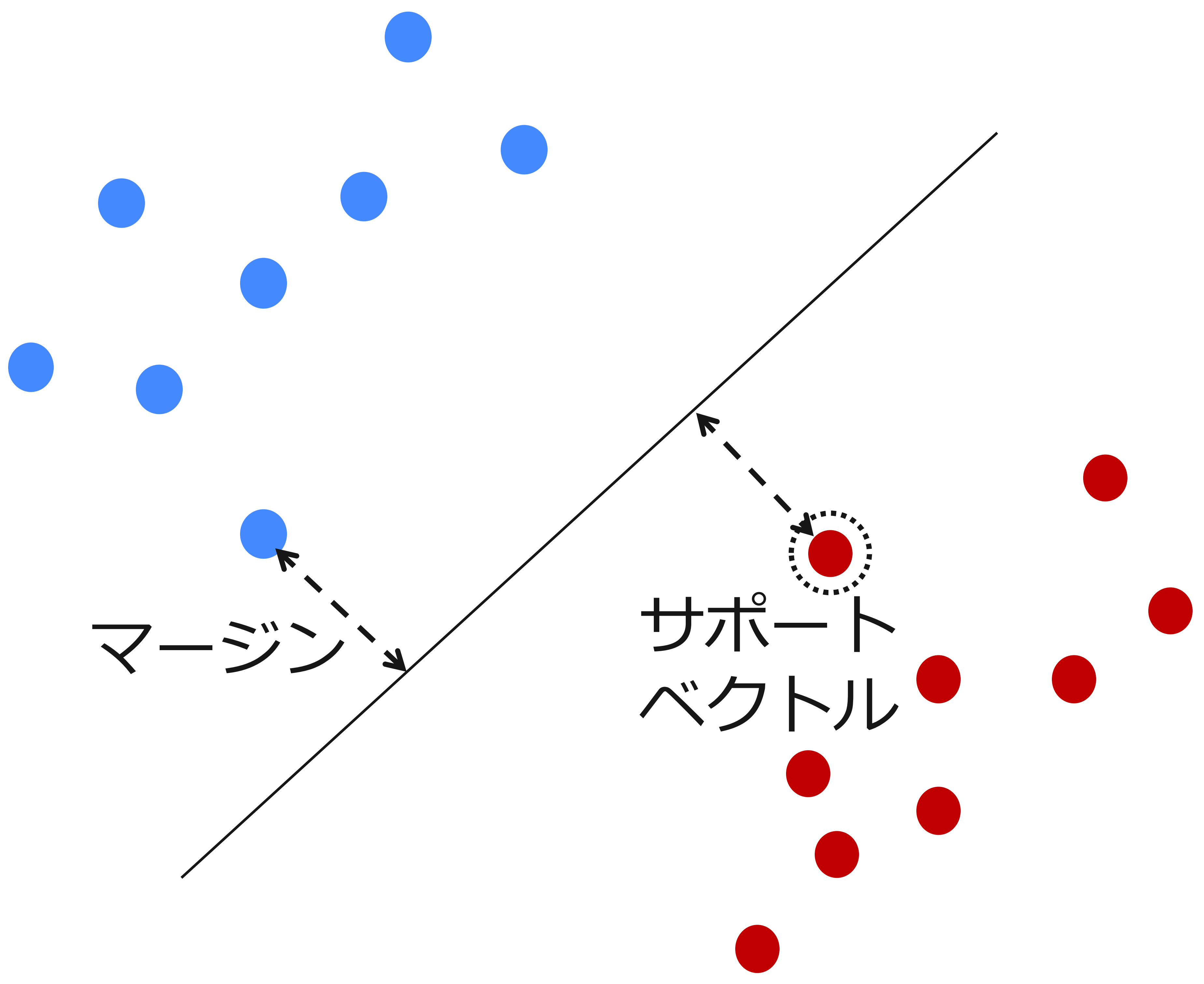


より安定した分け方

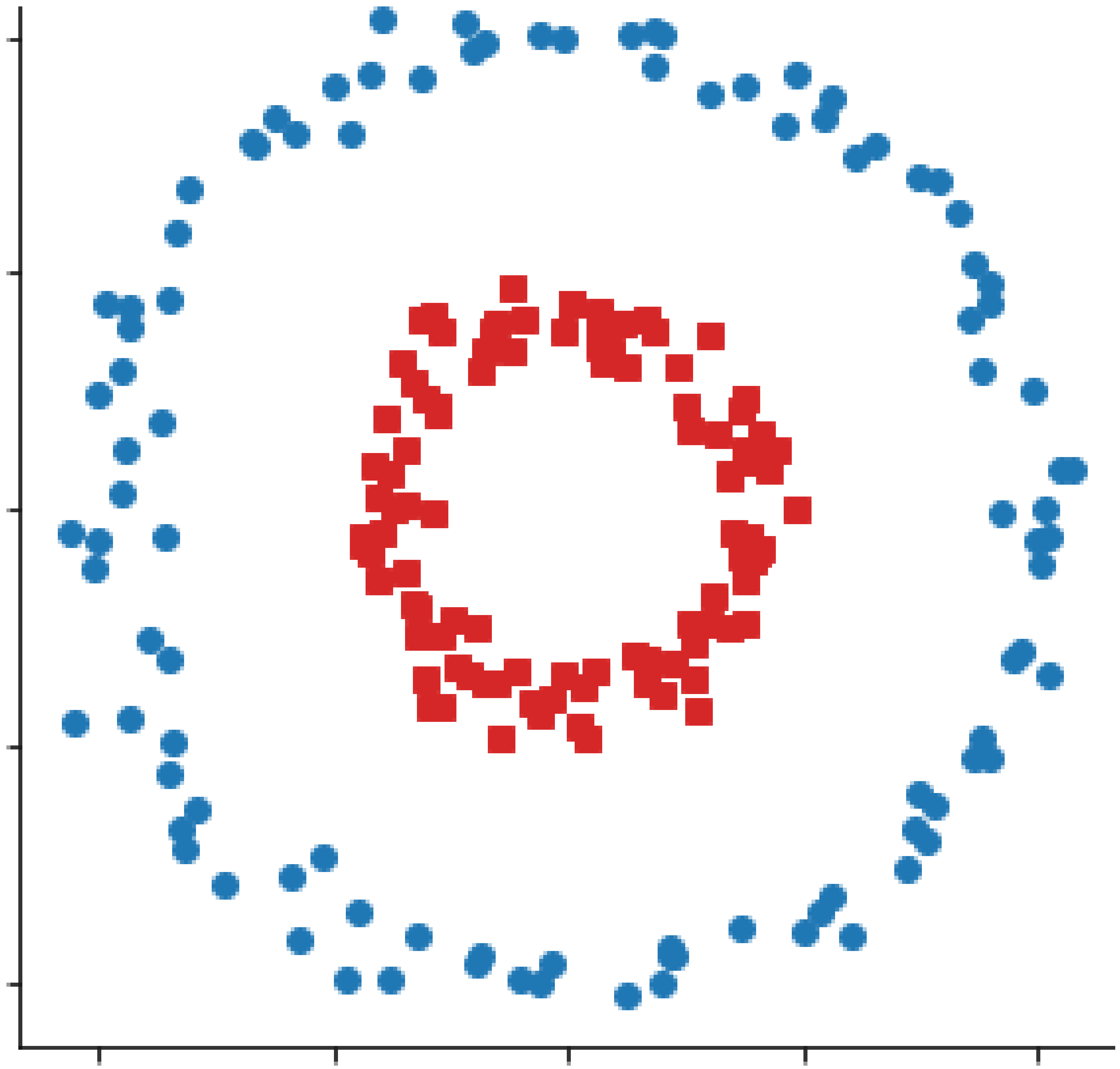
SVM(サポートベクターマシン) とは

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

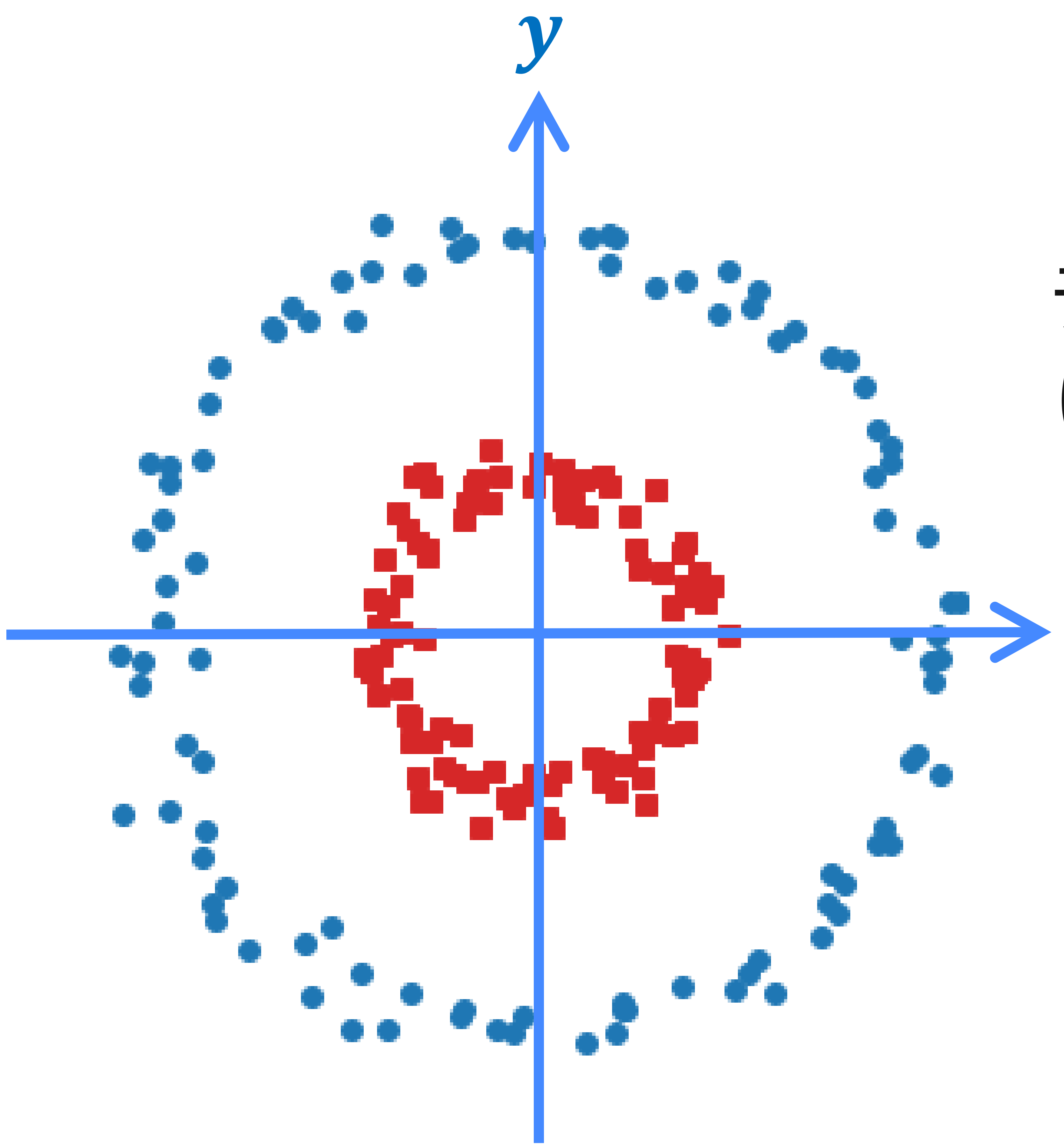


直線で分けられないデータの場合



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）

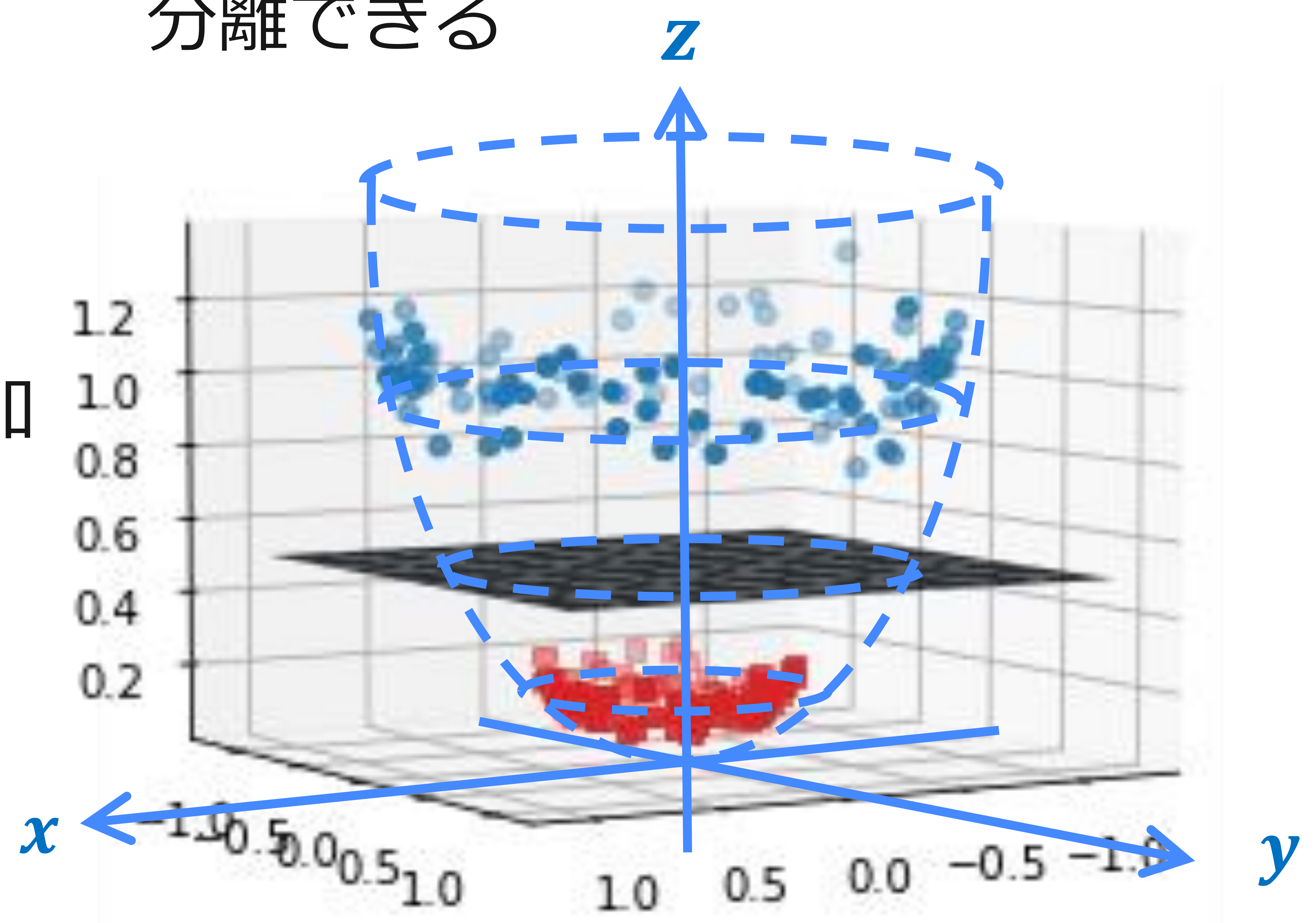
データマッピングで分類



データを3次元
に変換

$z = x^2 + y^2$を追加

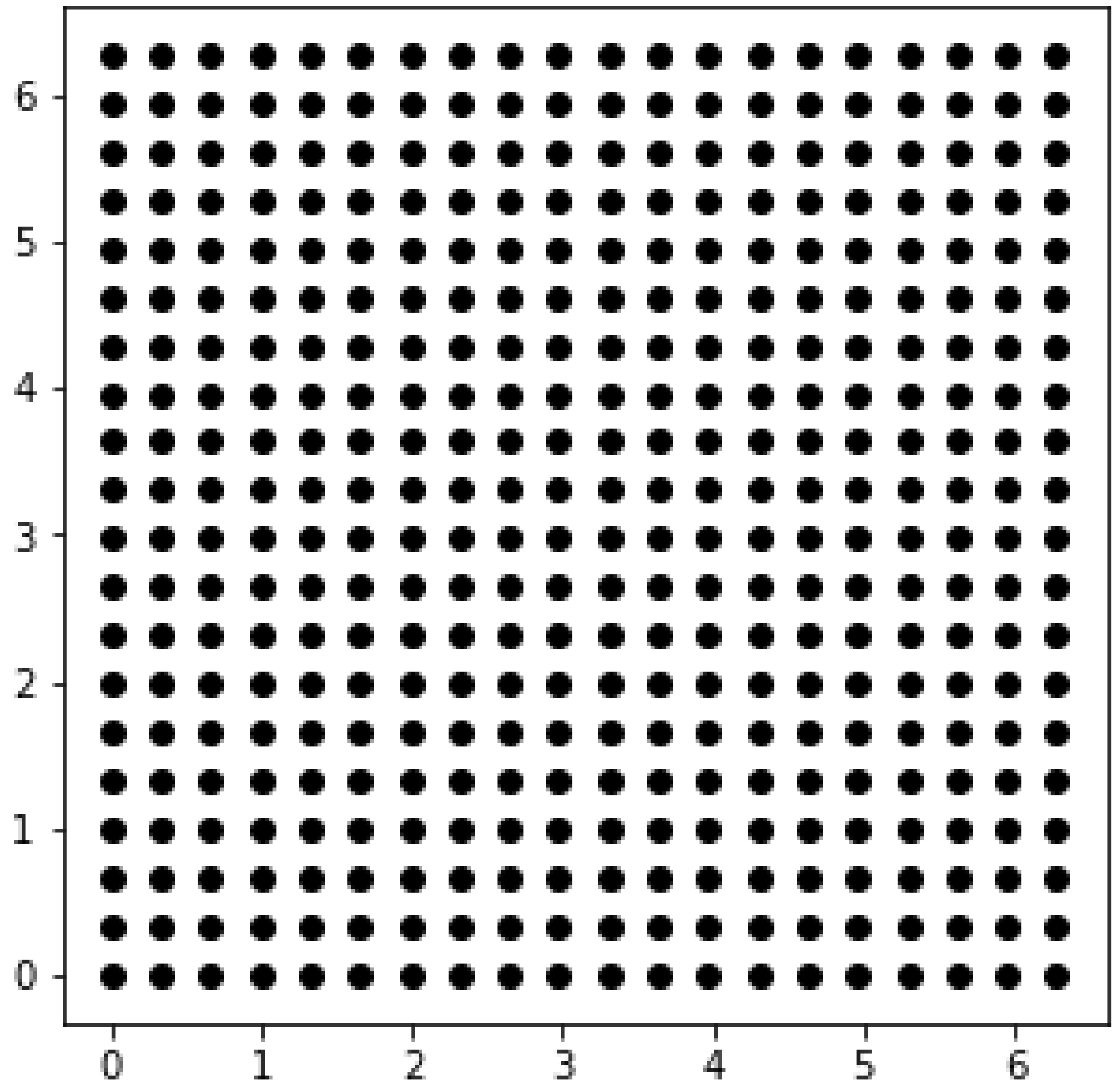
3次元では、データは平面で
分離できる



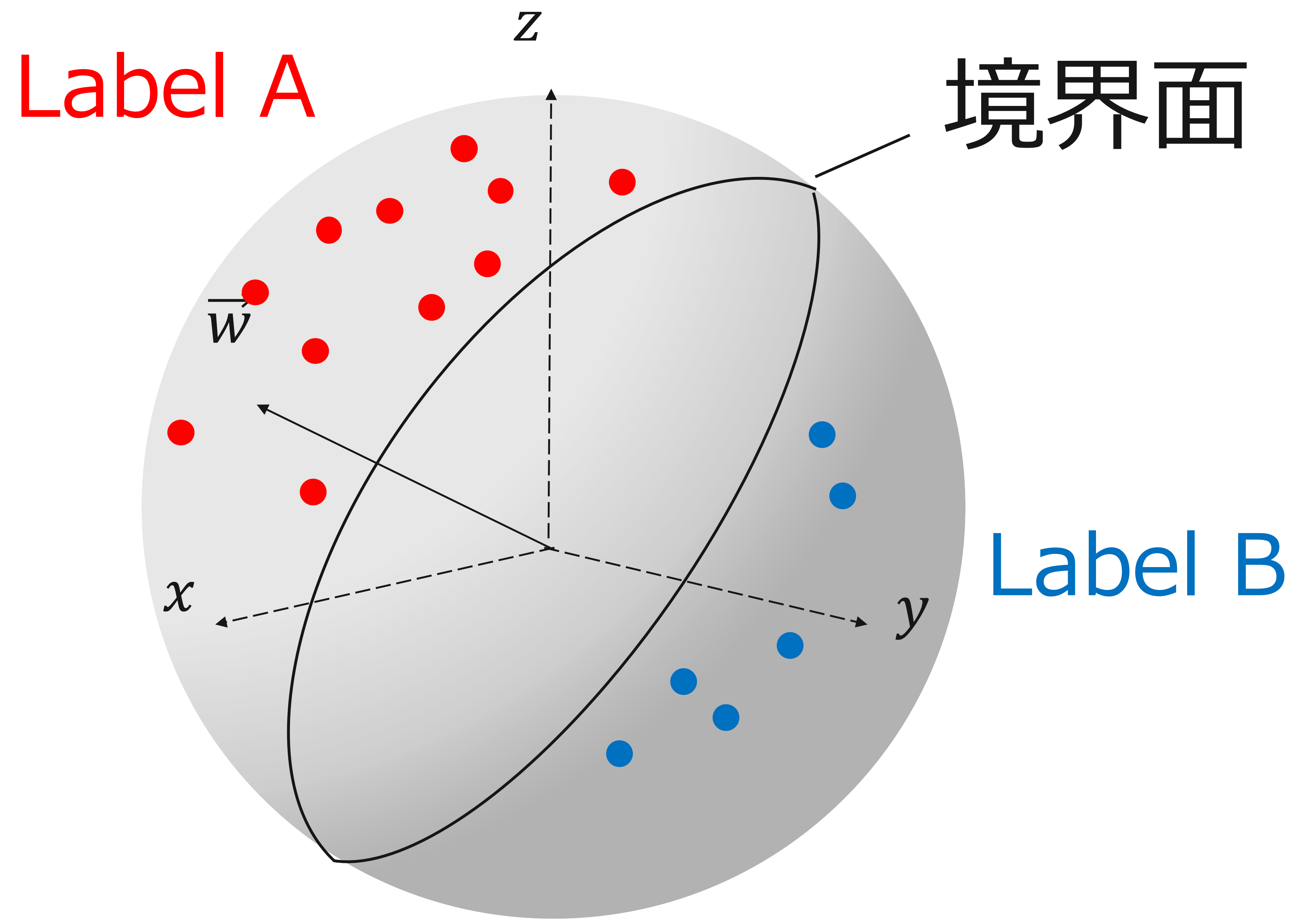
特徴量を高次元化(特徴量マッピング)することで、
平な(線形な)境界面で切り分けることができます。

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。



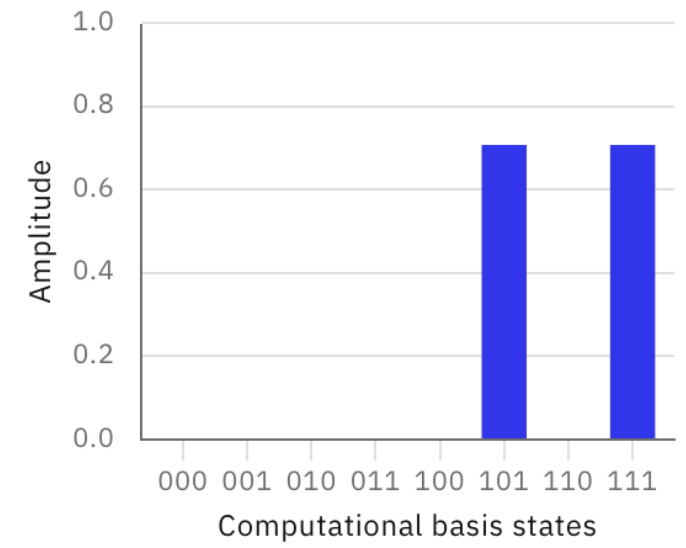
量子状態の球に
マッピング



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）

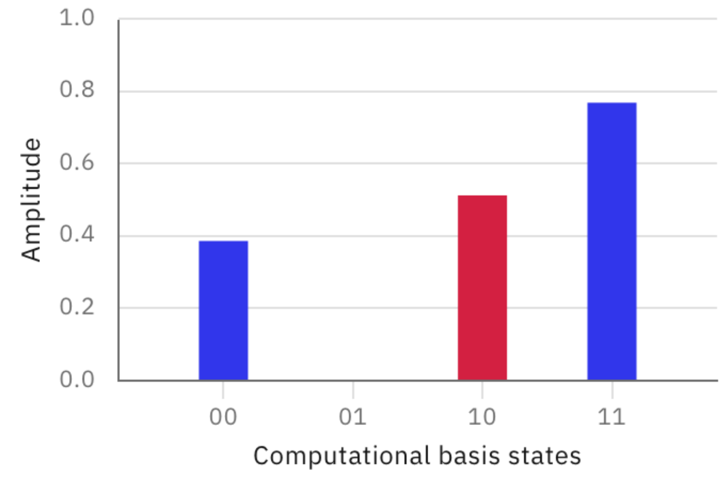
1. 計算基底符号化

例）データセット $X = \{x_1 = 101,\ x_2 = 111\}$ ➡ 量子状態 $|x\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|101\rangle + |111\rangle)$



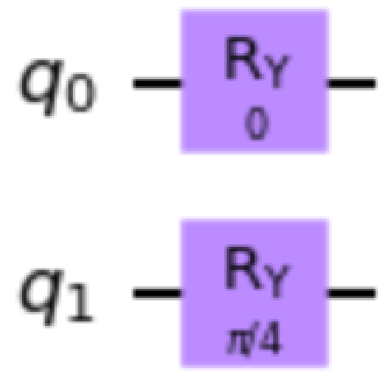
2. 振幅符号化

例）$X = \left\{x_1 = (1.5, 0),\quad x_2 = (-2, 3)\right\}$ ➡ $|x\rangle = \frac{1}{\sqrt{15.25}}(1.5|00\rangle - 2|10\rangle + 3|11\rangle)$



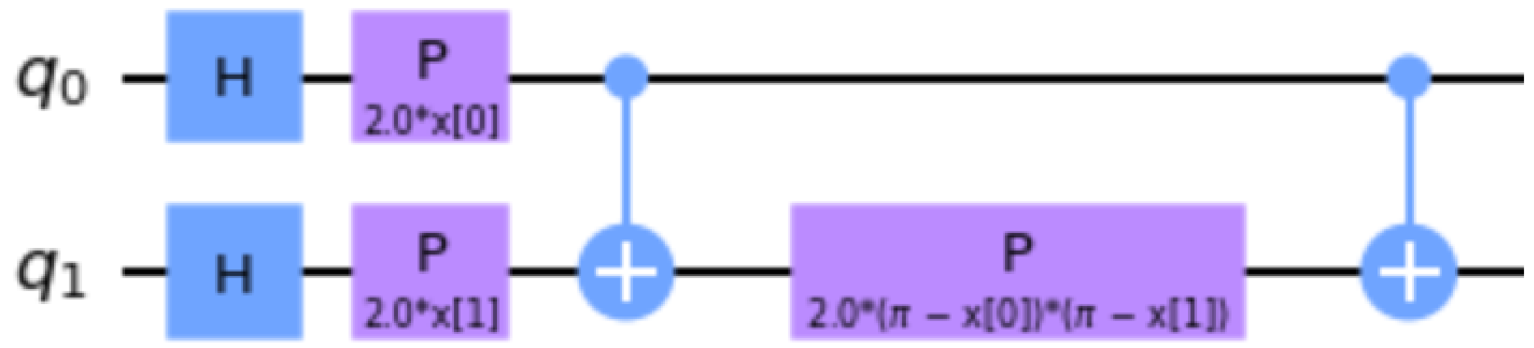
3. 角度符号化

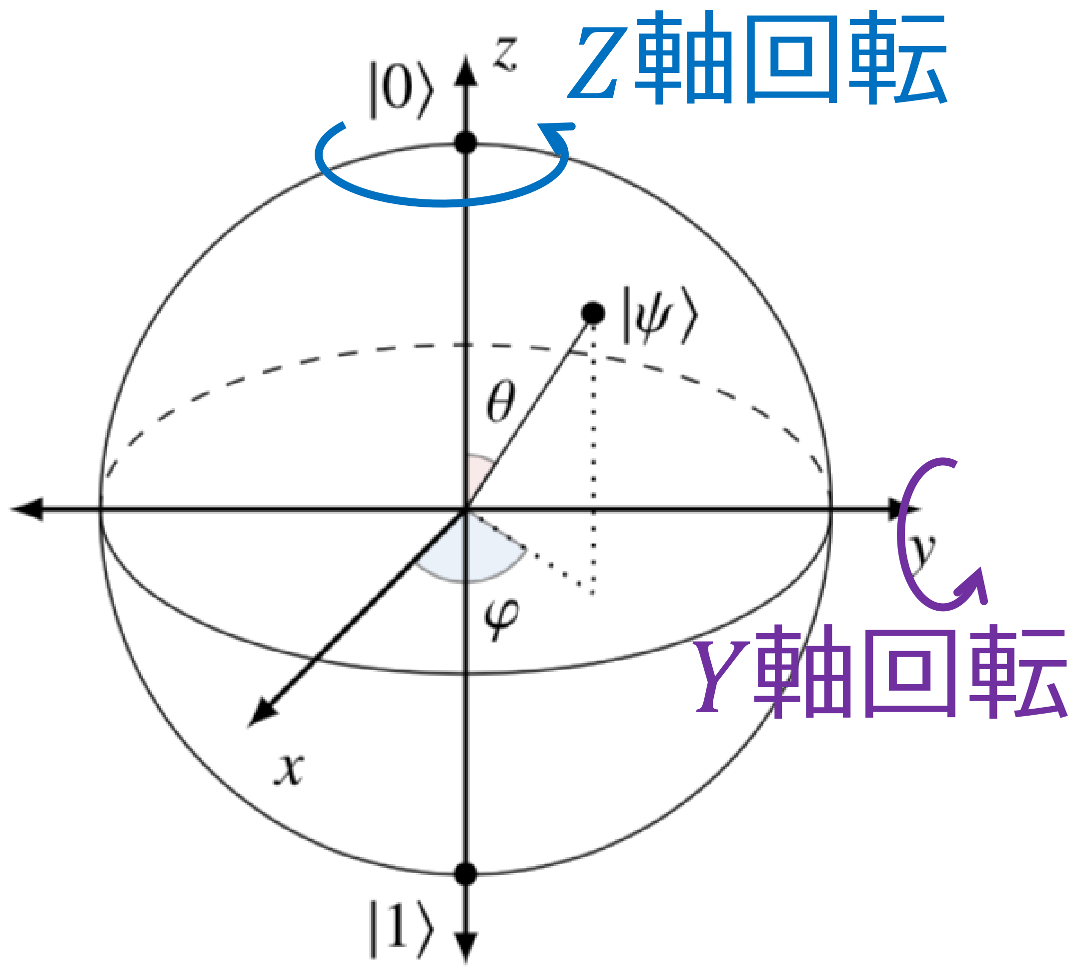
例) データポイント $x = (x_1,\ x_2)$ ➡ $S_x = RY(x_1) \otimes RY(x_2)$



4. 角度符号化の応用

例）$x = (x_1,\ x_2)$ ➡

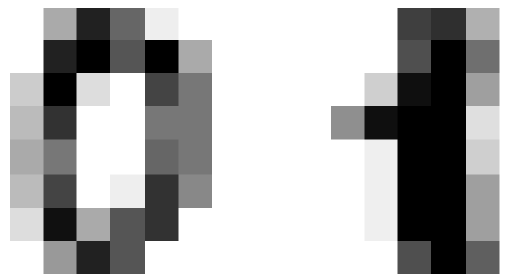




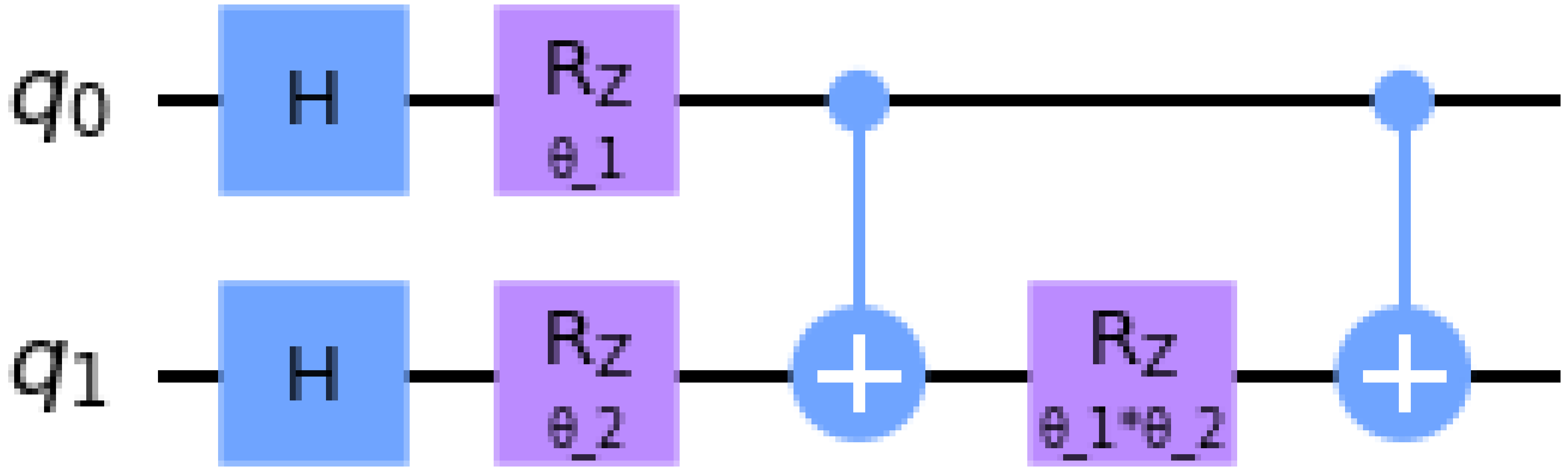
量子カーネルSVM

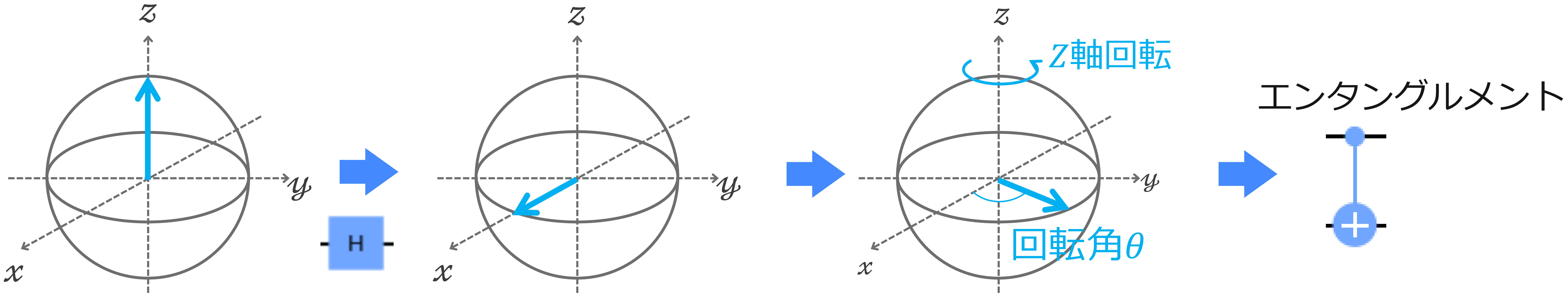
データを量子データにエンコード（符号化）する際に、
パラメーター（量子ゲートの回転角θ）を使った、角度符号化の応用の
量子特徴量マップ(Feature Map)を使って、回転角θの部分にデータを入れます。

入力データ



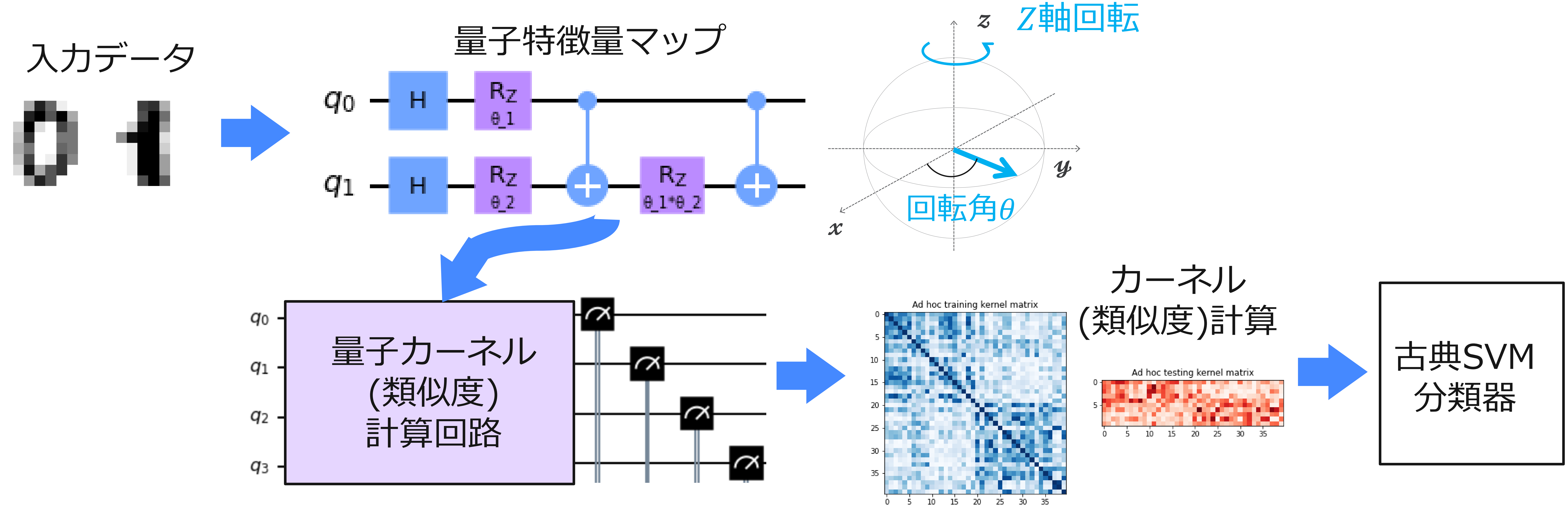
量子特徴量マップ





量子カーネルSVM

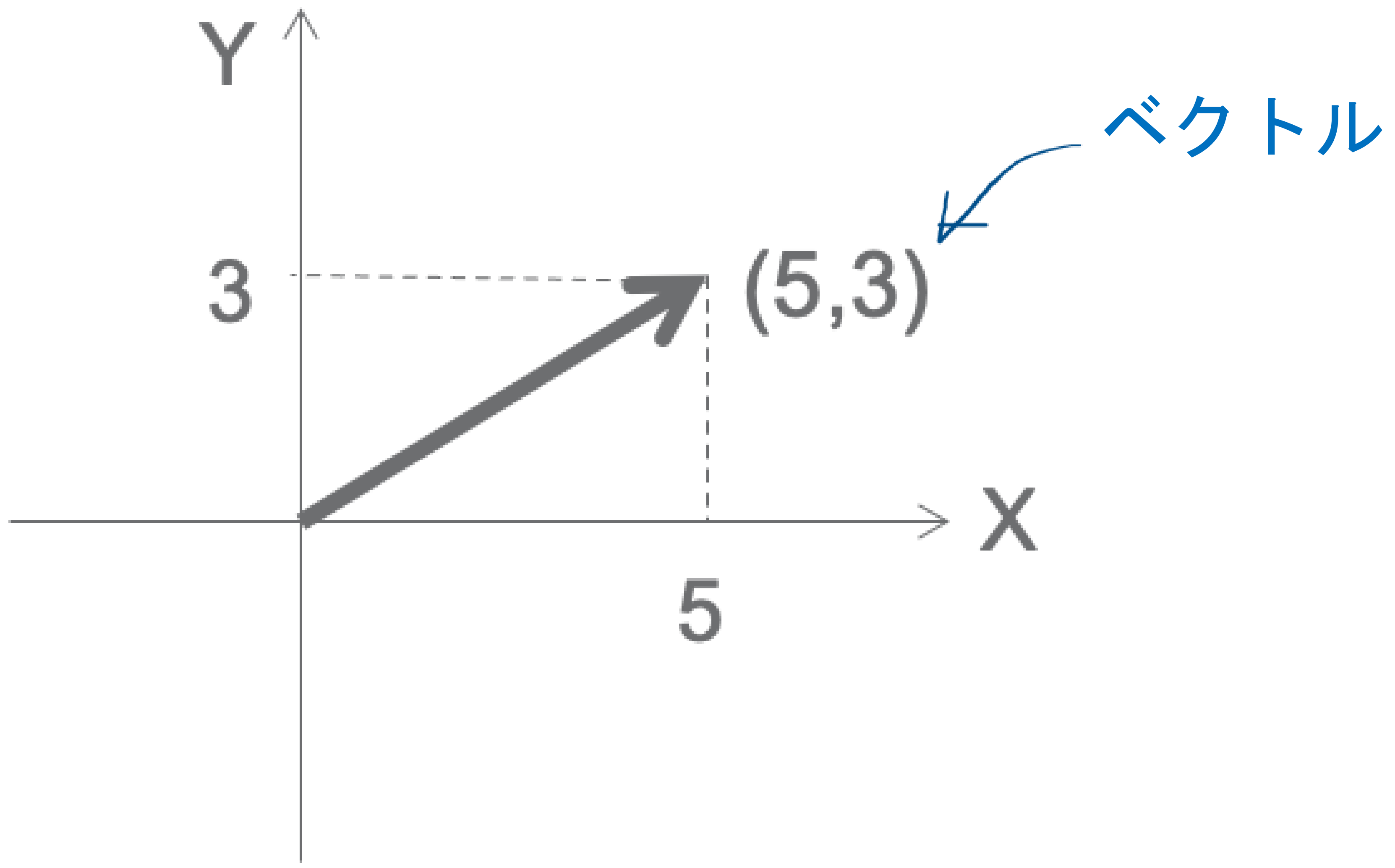
データを量子特徴量マップ(Feature Map)でエンコードした後、



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。

ベクトルとは

「大きさ」と「向き」を持った量です。



ベクトルは、数が横や縦に一列に並んだ形をしています。

横ベクトルの例

$$\begin{pmatrix} 5 & 3 \end{pmatrix}$$

縦ベクトルの例

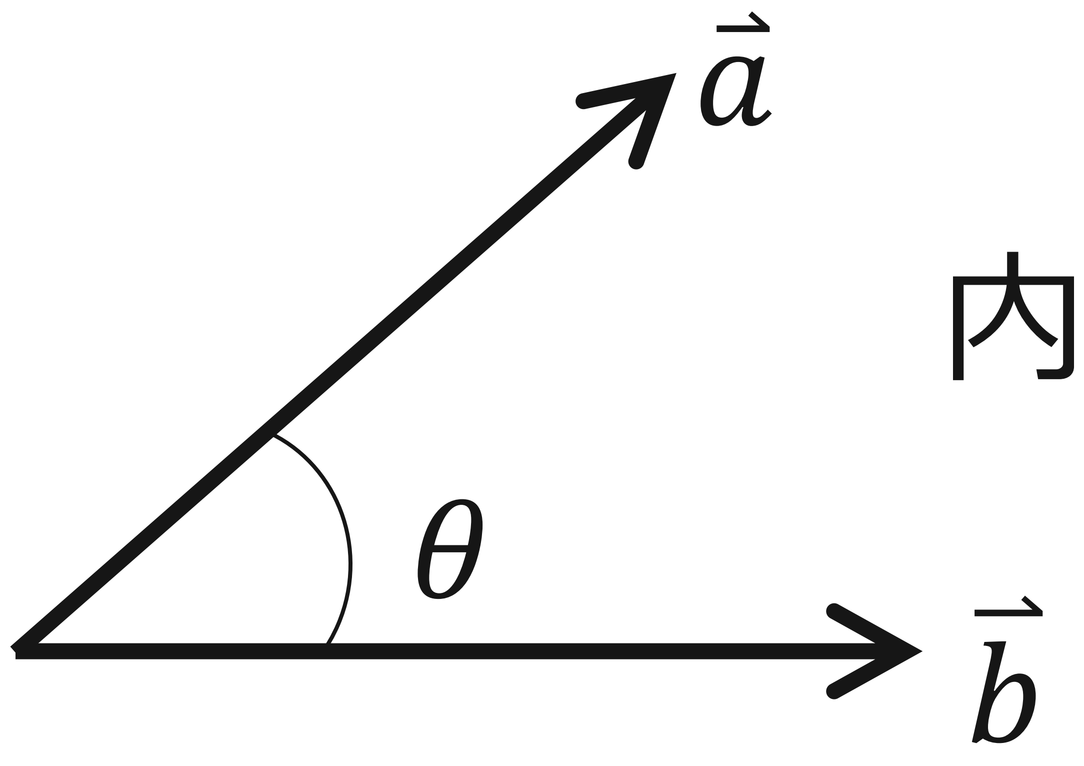
$$\begin{pmatrix} 5 \\ 3 \end{pmatrix}$$

ベクトルを拡張して、数を長方形の形に並べたものが行列です。

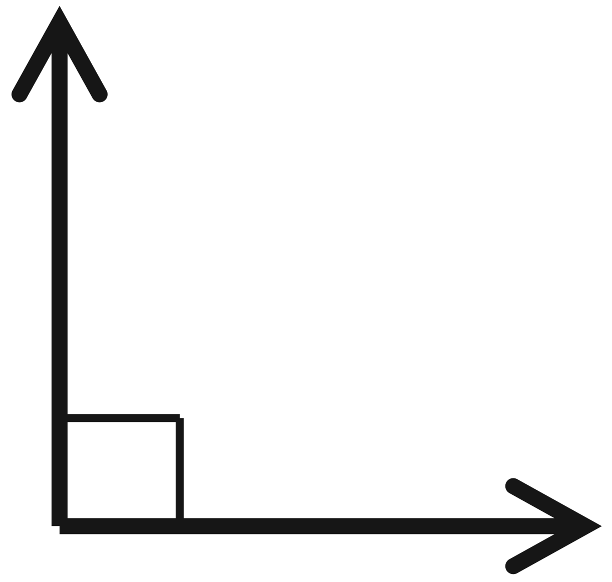
行列の例

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{pmatrix}$$

カーネル(類似度)計算は、ベクトルの内積の発展形



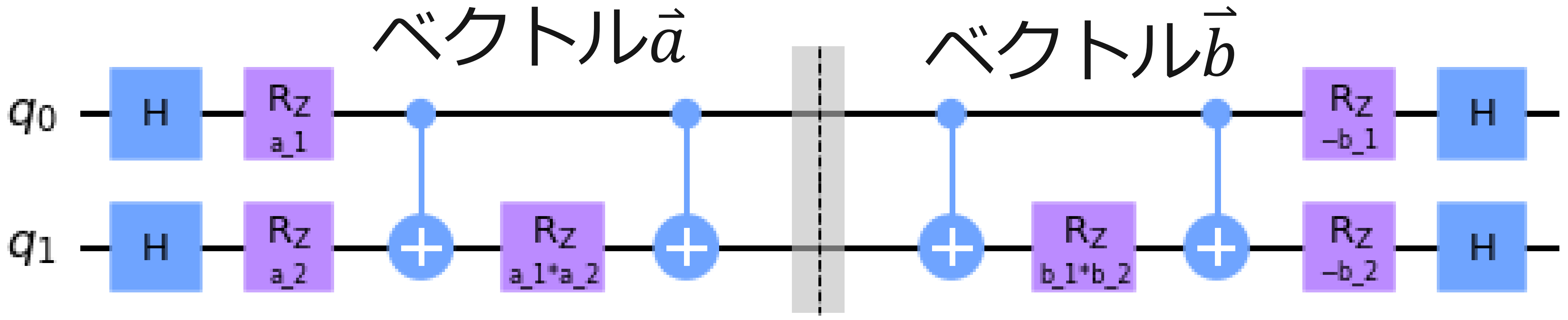
内積：$|\vec{a}|\,|\vec{b}|\,cos\theta$

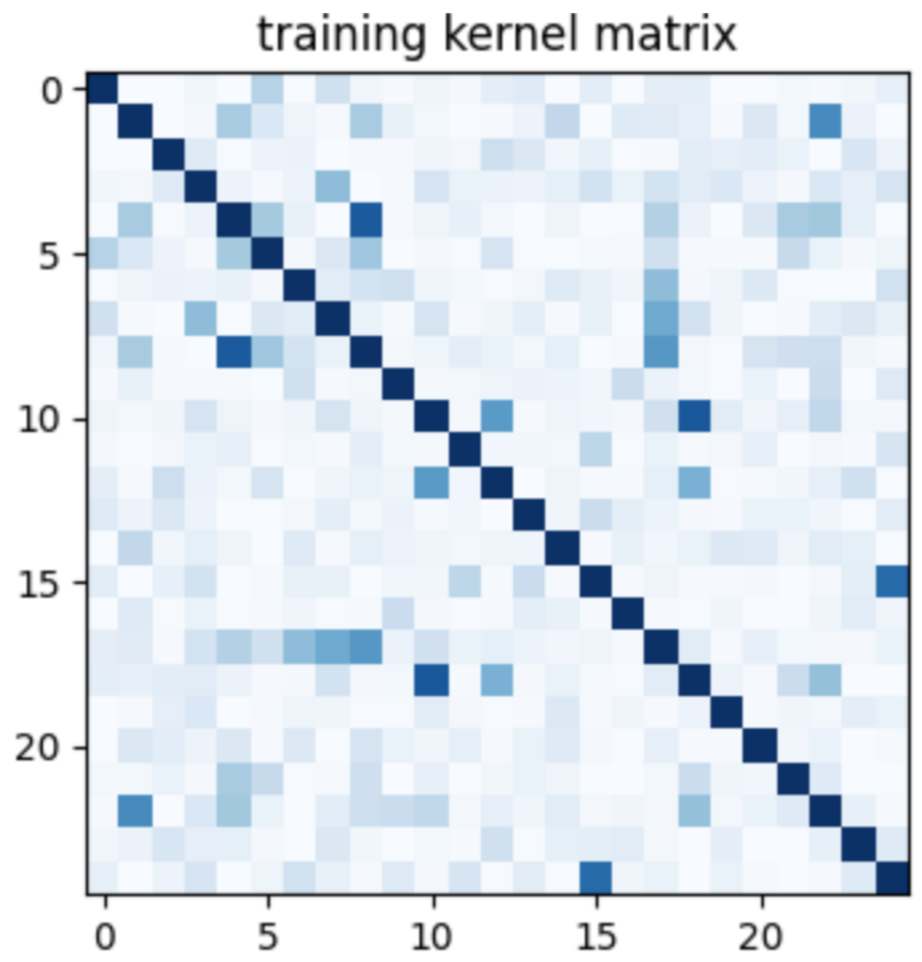


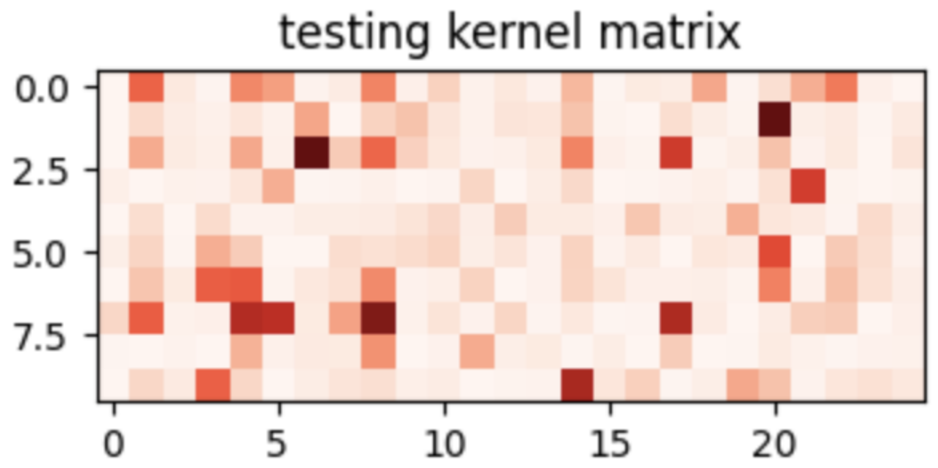
直行した
ベクトルの
内積は0

自分自身との
内積は1

カーネル(類似度)行列



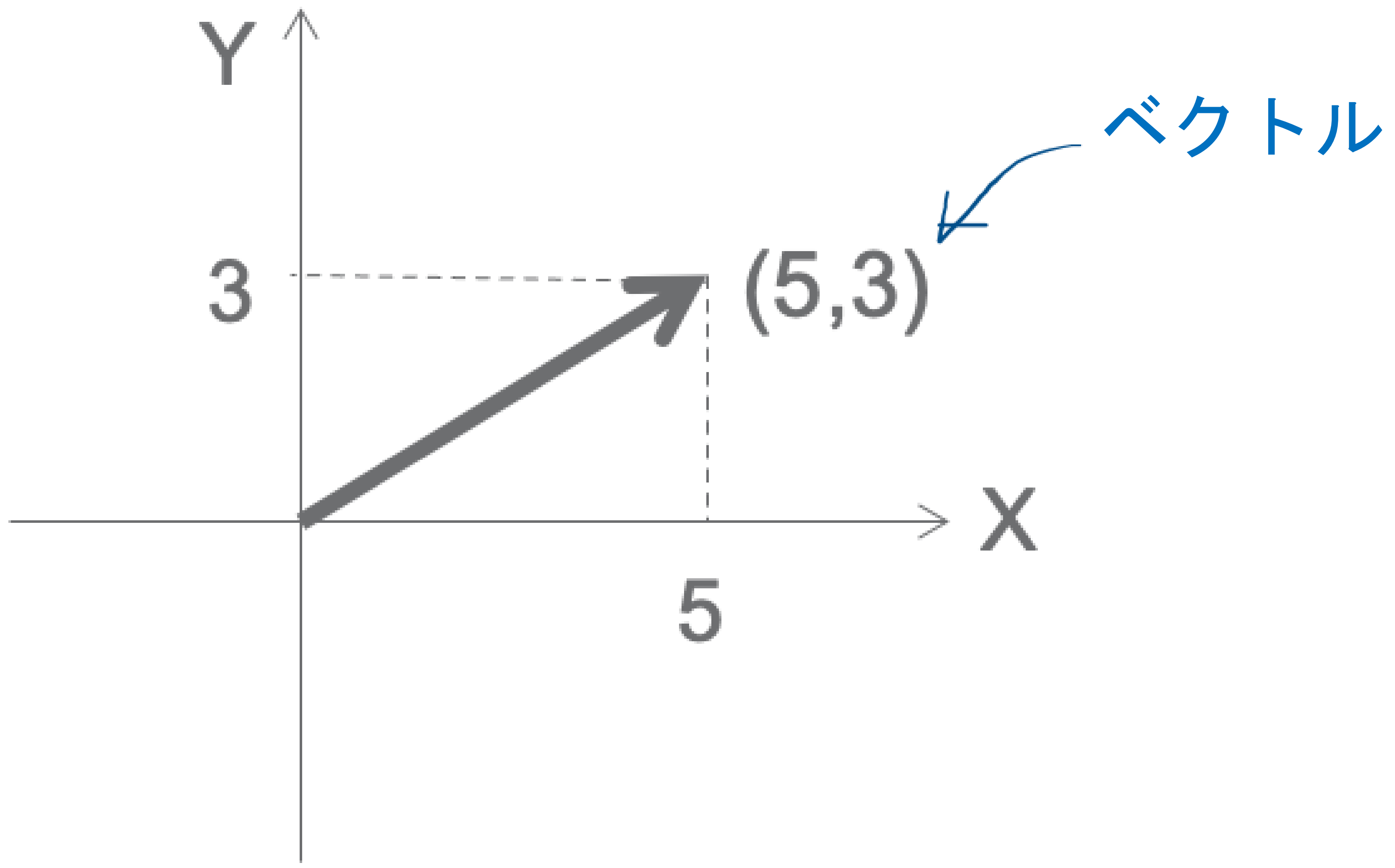


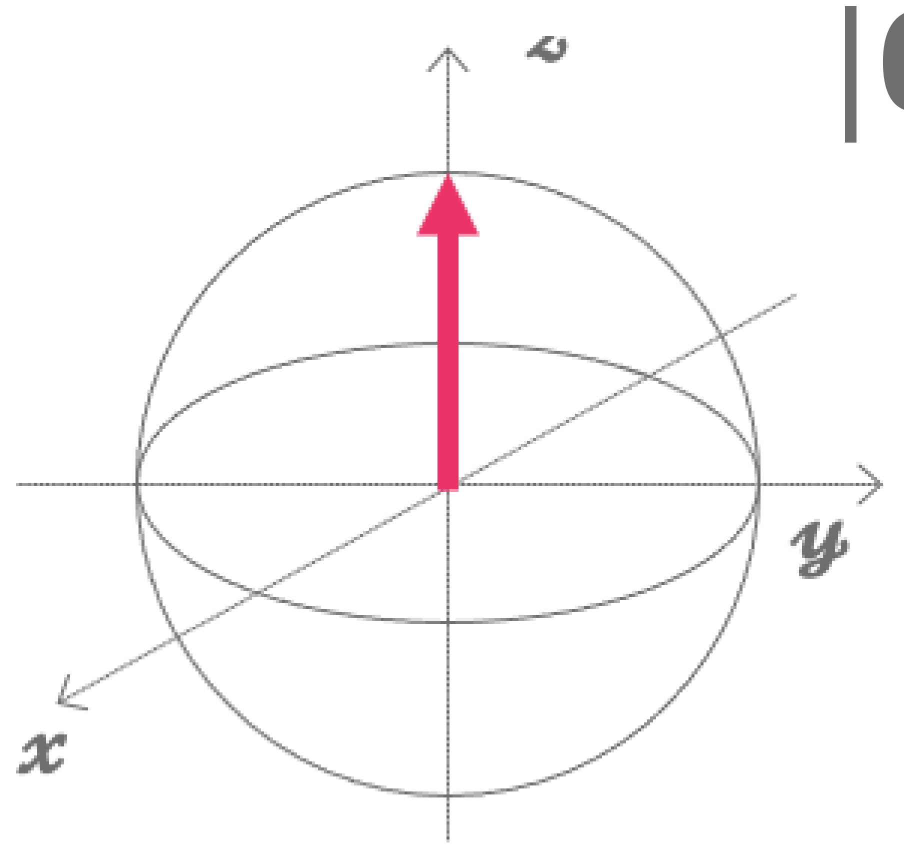


全く違う特徴：0(白)
同じ特徴：1(濃紺/赤)

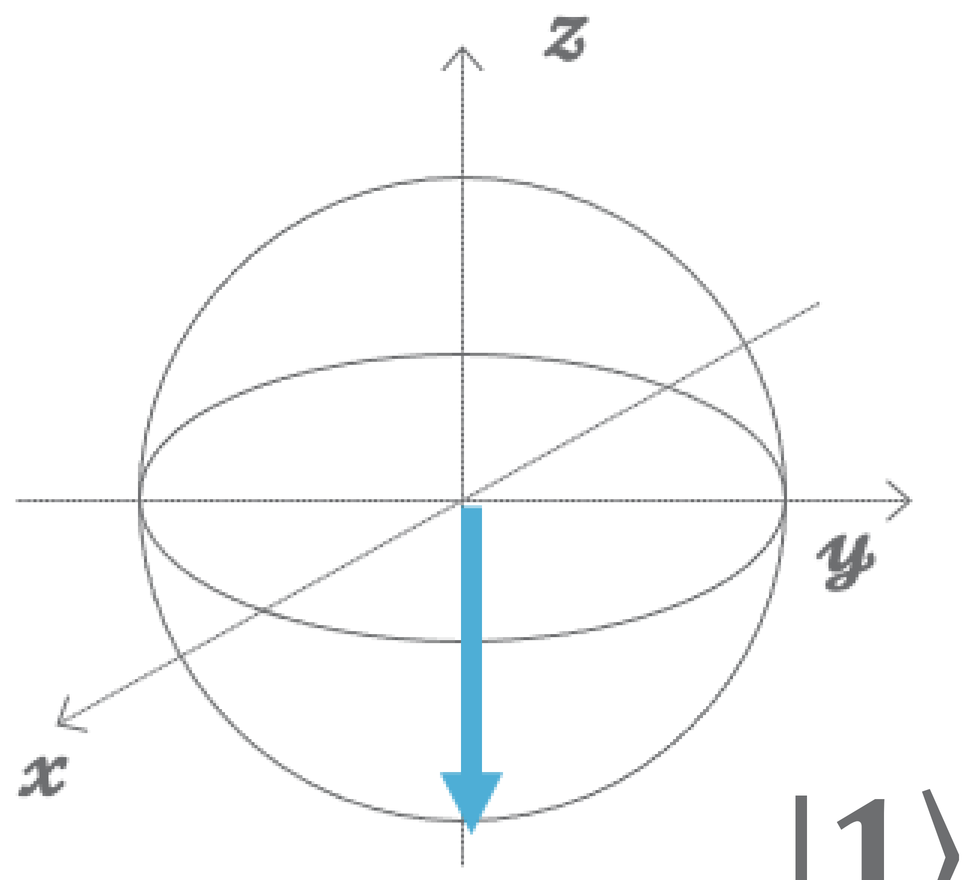
ベクトルとは

「大きさ」と「向き」を持った量です。





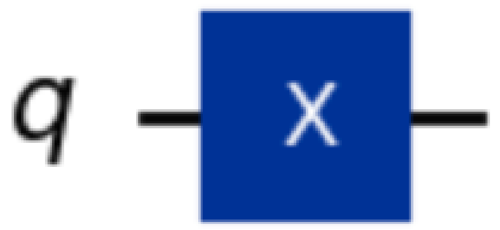
$$|0\rangle = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$



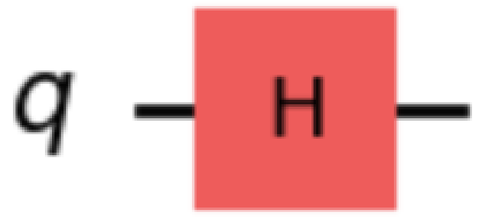
$$|1\rangle = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

量子計算は、ベクトルと行列の計算

$$|0\rangle = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \qquad |1\rangle = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$



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



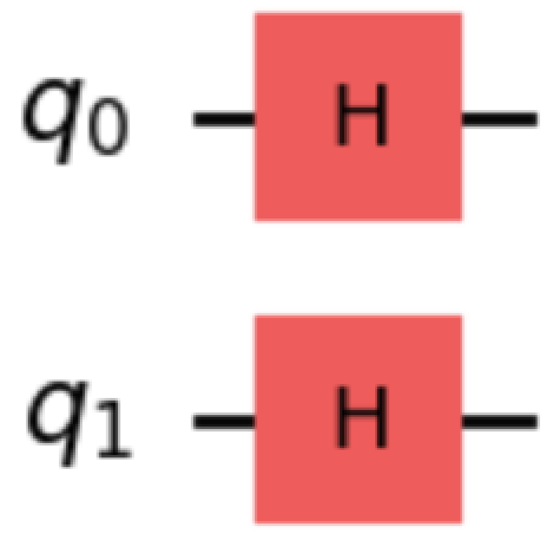
$$H|0\rangle = \boxed{\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.707 \\ 0.707 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} (|0\rangle + |1\rangle)$$

行列と縦ベクトルの積

– 黄色の行と青色の列の成分を１つずつかけて、全てたし合わせて、ベクトルの一つの成分（緑色）となる。

$$\begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11}v_1 + & \cdots & +a_{1n}v_n \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{m1}v_1 + & \cdots & +a_{mn}v_n \end{pmatrix}$$

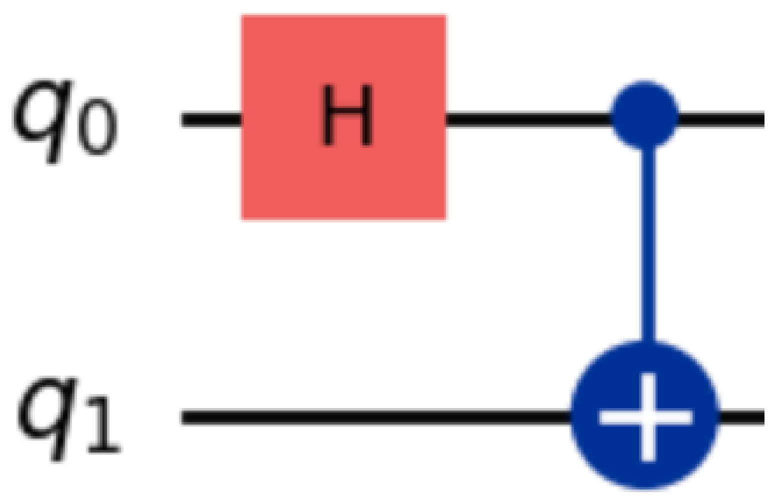
(高度な内容) **量子計算は、ベクトルと行列の計算**



$$H|0\rangle \otimes H|0\rangle$$

$$= \tfrac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle + |1\rangle) \otimes \tfrac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle + |1\rangle) \quad = \tfrac{1}{2}(|00\rangle + |01\rangle + |10\rangle + |11\rangle)$$

$$= \frac{1}{2}\left(\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix}\right) = \frac{1}{2}\begin{bmatrix}1\\1\\1\\1\end{bmatrix} = \frac{1}{2}\left(\begin{bmatrix}1\\0\\0\\0\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}0\\1\\0\\0\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}0\\0\\1\\0\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}0\\0\\0\\1\end{bmatrix}\right)$$



$$\frac{1}{\sqrt{2}}|00\rangle + \frac{1}{\sqrt{2}}|11\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}1\\0\\0\\1\end{pmatrix}$$

ベクトルとベクトルの**テンソル積**：左側のベクトルの成分に右側のベクトルをかける。

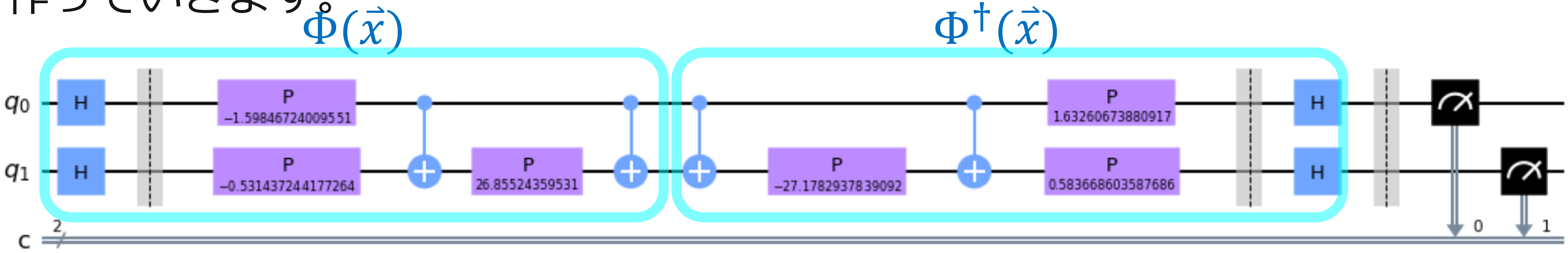
$$\begin{pmatrix}v_1\\ \vdots\\ v_n\end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix}w_1\\ \vdots\\ w_n\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}v_1\begin{pmatrix}w_1\\ \vdots\\ w_n\end{pmatrix}\\ \vdots\\ v_n\begin{pmatrix}w_1\\ \vdots\\ w_n\end{pmatrix}\end{pmatrix}$$

ポイント：

量子状態はベクトル！

量子カーネル

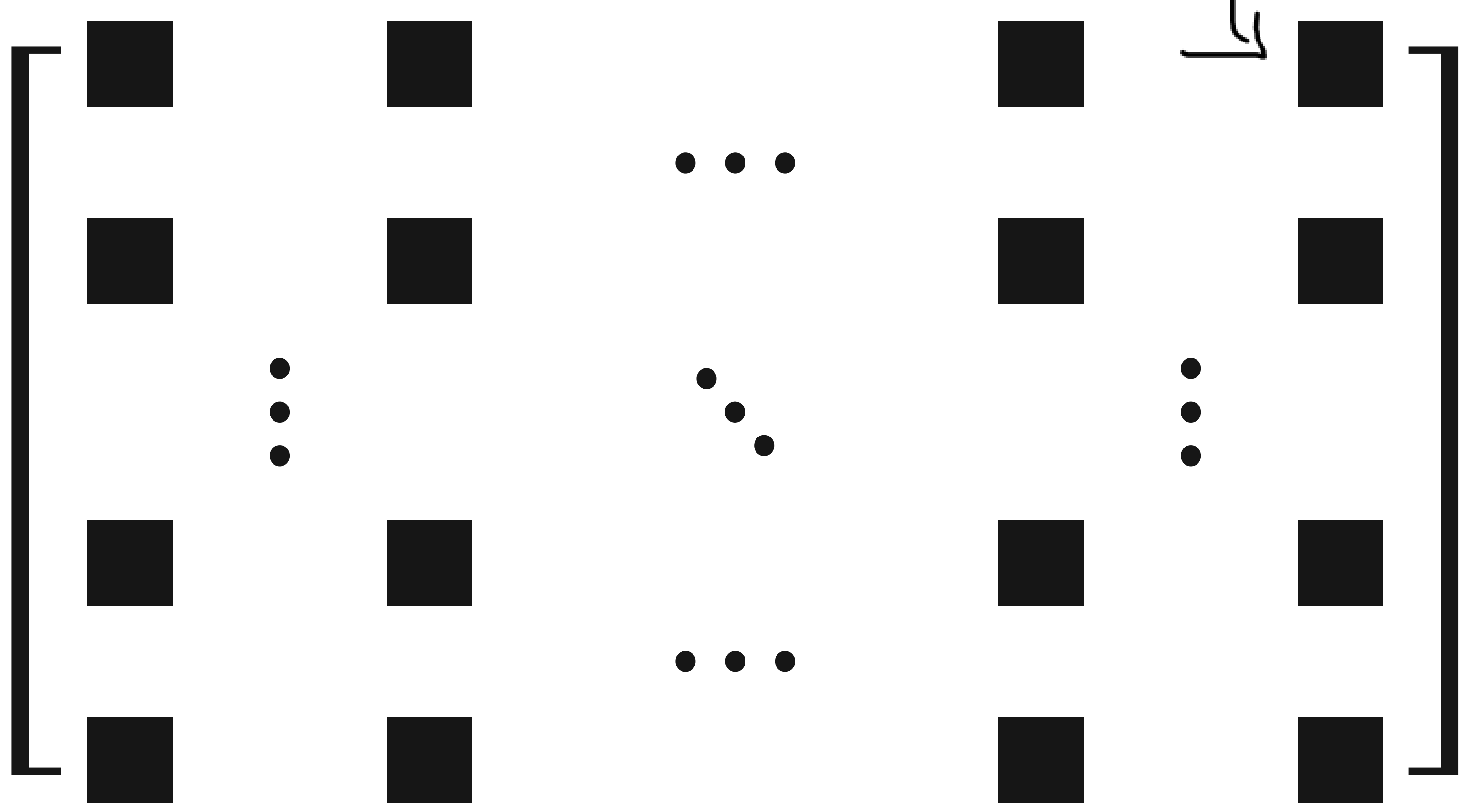
各データ対に対して内積（量子カーネル $\langle \Phi(\vec{x}) | \Phi(\vec{x}) \rangle$ ）を計算、測定してカーネル行列を作っていきます。



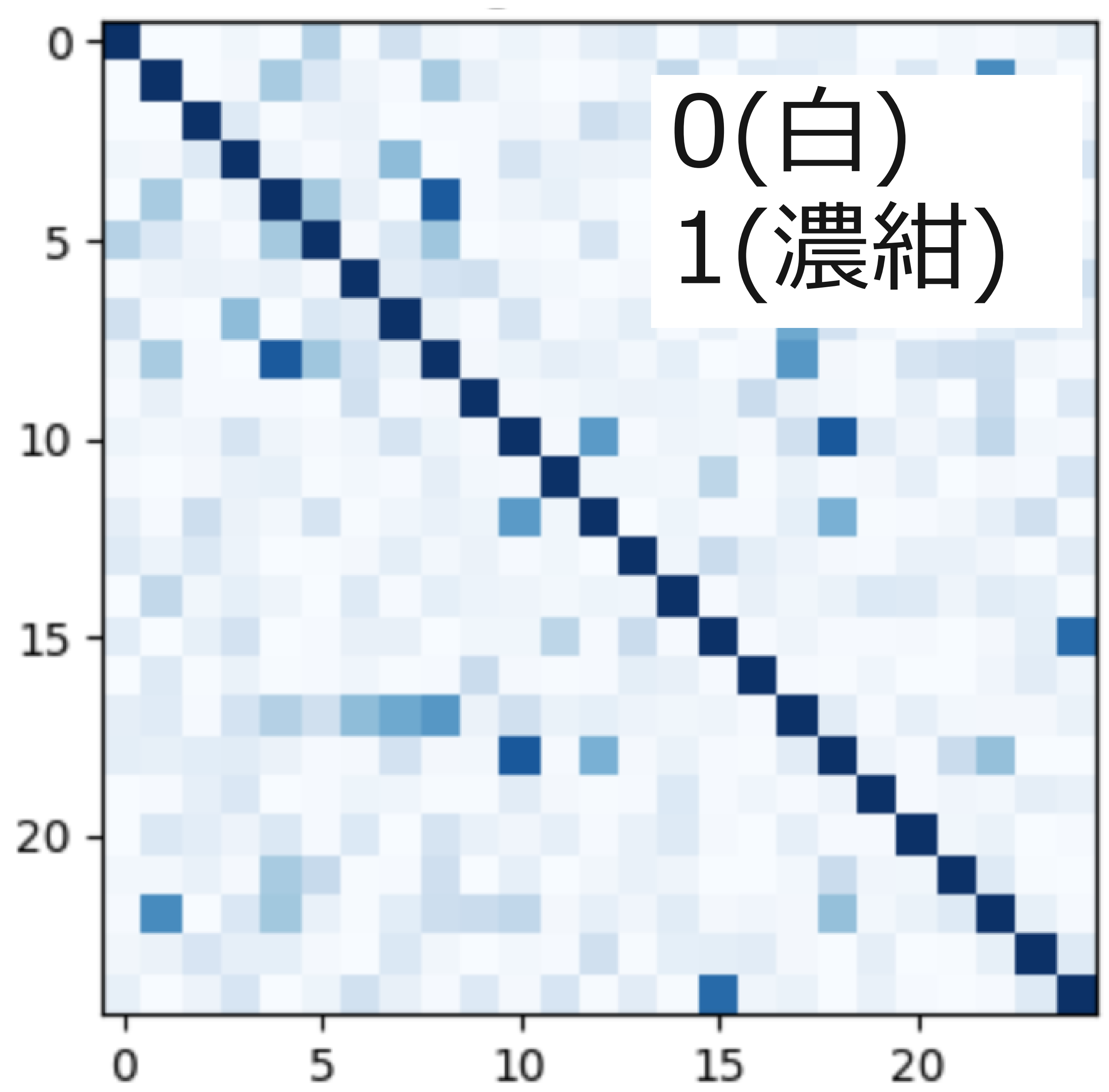
1個目のデータと1個目のデータの内積

1個目のデータと2個目のデータの内積

1個目のデータとn個目のデータの内積

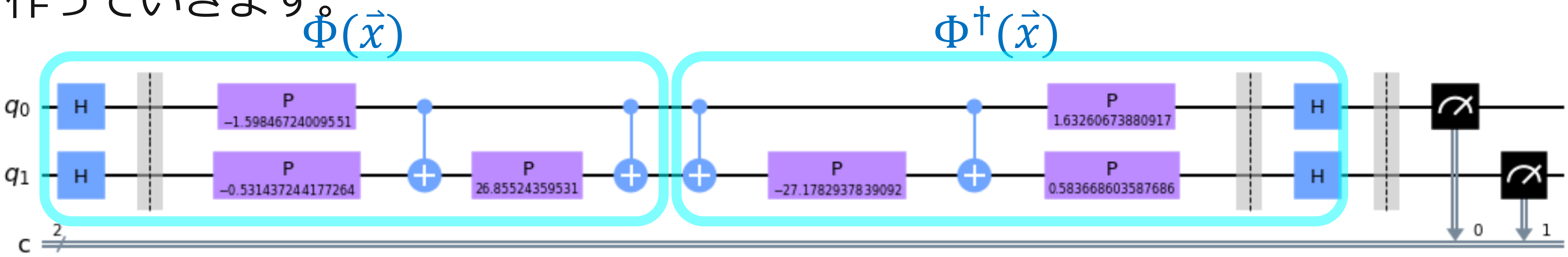


n個目のデータとn個目のデータの内積



量子カーネル

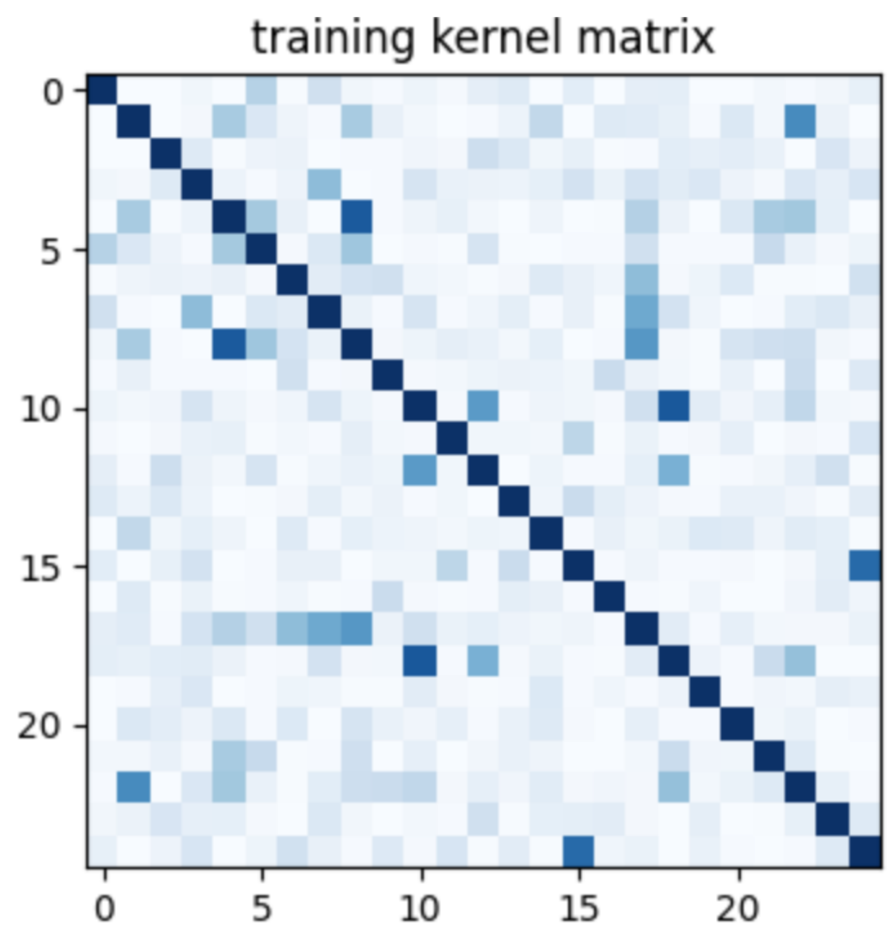
各データ対に対して内積（量子カーネル $\langle\Phi(\vec{x})|\Phi(\vec{x})\rangle$ ）を計算、測定してカーネル行列を作っていきます。



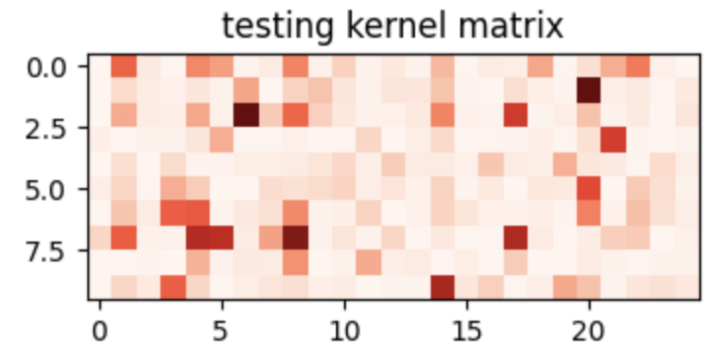
今回は、25個の学習データと10個のテストデータに対して、以下を計算します：

- 学習データ同士（例：25x25の行列）
- 学習データとテストデータ(例：25x10の行列)

25x25の行列



25x10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。