

新版Qiskitテキストブック勉強会 – 量子機械学習

日本アイ・ビー・エム株式会社
難波 かおり (Qiskit Advocate)



本日の内容

本文：

<https://learn.qiskit.org/course/machine-learning/supervised-learning>

<https://learn.qiskit.org/course/machine-learning/variational-classification>

Pages

Introduction

Parameterized quantum circuits

Data encoding

Training parameterized quantum circuits

Supervised learning

Variational classification

Quantum feature maps and kernels

Unsupervised learning

Quantum generative adversarial networks

Project

第1回

第2回

第3回

今回

Page preview

Reading time: ~30 min

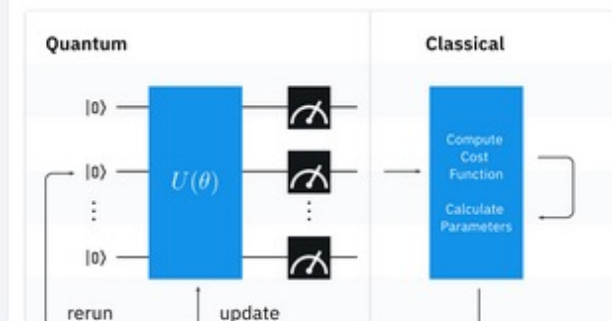
Variational Classification

In this section, we introduce variational algorithms, then describe and implement variational quantum classifier and discuss variational training.

Variational Algorithms

Variational algorithms were introduced in 2014, with the variational eigensolver in Reference 1 and quantum approximate optimization algorithm in Reference 2. They are near-term algorithms, that are executed on current quantum computers in concert with classical computers.

Using a parameterized quantum circuit, or ansatz, $U(\theta)$, we prepare a state $|\psi(\theta)\rangle = U(\theta)|0\rangle$, and the expectation value using a quantum computer. We define a cost function $C(\theta)$, that determines how good θ is for the problem we are trying to solve. We use a classical computer to calculate the cost and provide updated circuit parameters using an optimization algorithm. The goal of the algorithm is to find the circuit parameters θ for the parameterized quantum circuit $U(\theta)$ that minimizes the cost function.



教師あり学習



ラベル付き訓練データに基づいて、入力を出力にマッピングするモデルを学習

分類

- ・クラス/カテゴリーを予測する

例

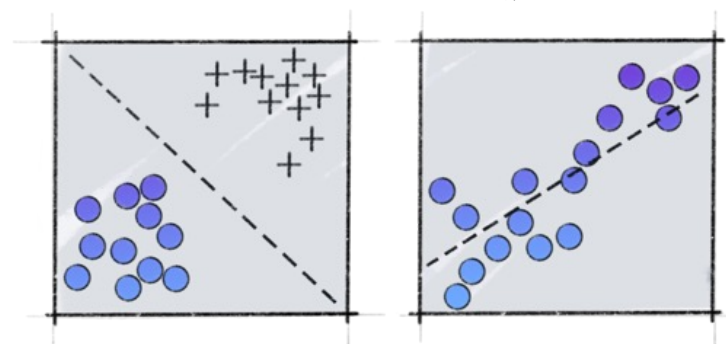
- ・顧客の属性や販促状況をもとに、商品の購入有無を予測
- ・ワインの成分値をもとに、味のランク(A, B, C)を予測

回帰

- ・数値を予測する

例

- ・店舗の立地条件や天候をもとに、商品の売上数を予測
- ・ワインの成分値をもとに、販売価格を予測



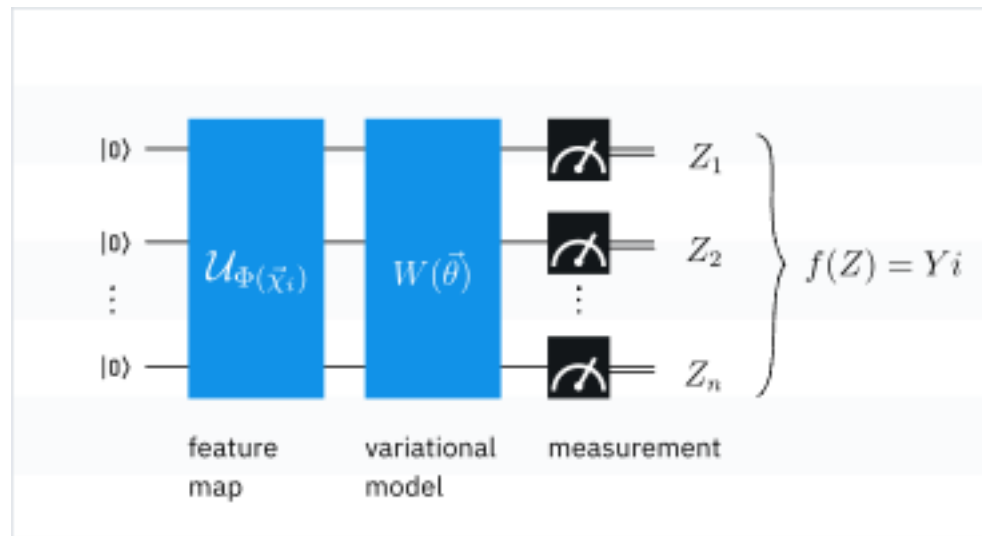
主な2つの量子教師あり学習



共通の特徴

- データの量子状態へのエンコードが必要
- 特徴マップの作成に戦略的手法が存在
- 量子優位性を得るには、特徴マップが古典的に扱いにくい必要

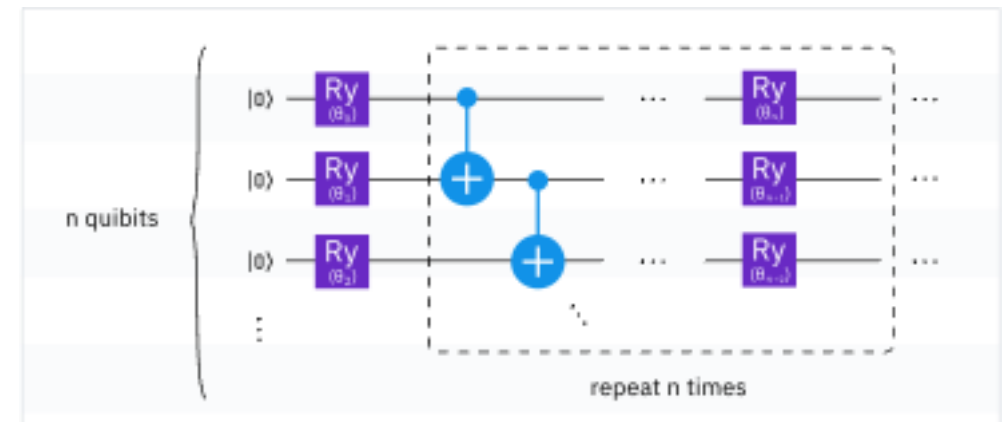
量子変分分類 (今回詳細説明)



try to match $|\Psi(x_i, \theta)\rangle = W(\theta)|\Phi(\vec{x}_i)\rangle$ with $|y_i\rangle$

where \mathcal{X} is input ($x_i \in \mathcal{X}$), \mathcal{Y} is label ($y_i \in \mathcal{Y}$), \mathcal{H} is Hilbert space, and feature map $\mathcal{U}_{\Phi}: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{H}$

量子カーネル推定 (次回詳細説明)



define kernel with inner product:

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) \equiv \langle \Phi(\vec{x}_i) | \Phi(\vec{x}_j) \rangle_{\mathcal{H}}$$

量子変分分類

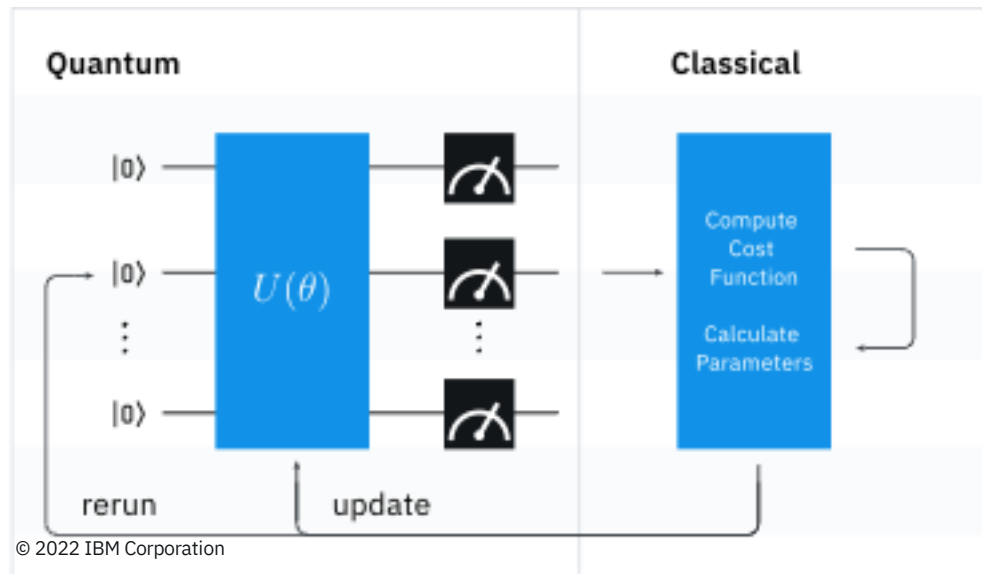


変分アルゴリズム

2014年提唱 (もともとは分子の基底状態を求める手法)

例：

1. 状態 $|\psi(\theta)\rangle = U(\theta)|0\rangle$ を準備
2. 量子回路を測定
3. 古典的最適化アルゴリズムでコスト関数 $C(\theta)$ を最小化する θ を求める



変分量子分類器

2018年提唱

例：バイナリ分類

1. 入力データをエンコードし、変分モデルを適用

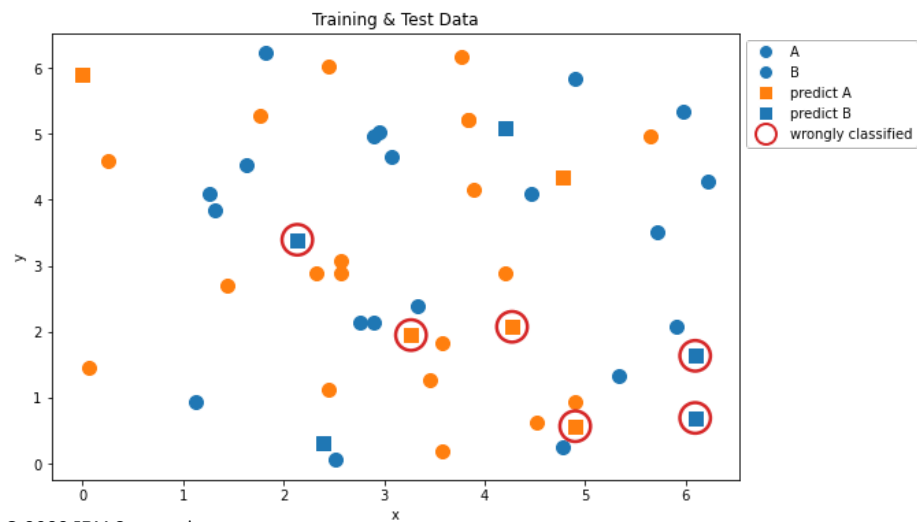
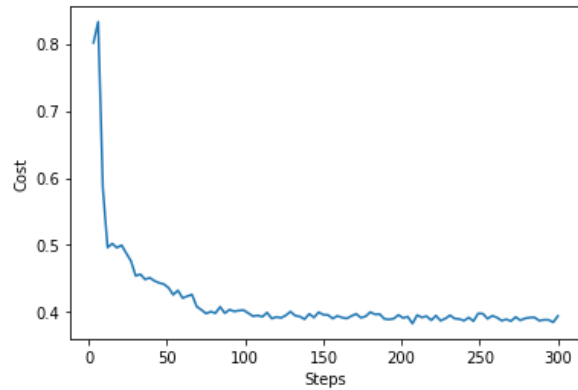
$$|\psi(\vec{x}_i; \vec{\theta})\rangle = U_{W(\vec{\theta})} U_{\phi(\vec{x}_i)} |0\rangle$$

2. 量子回路を測定
3. nビット文字列をバイナリに変換 (ex. パリティ関数)
4. 測定結果 \hat{y}_i とラベル y_i を使いコスト関数 $C(\vec{\theta})$ を計算
5. 古典的最適化アルゴリズムで $C(\vec{\theta})$ を最小化する $\vec{\theta}$ を求める



実装！

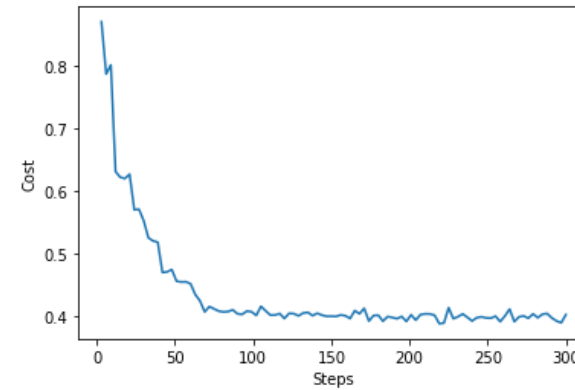
個別コンポーネントで実装する

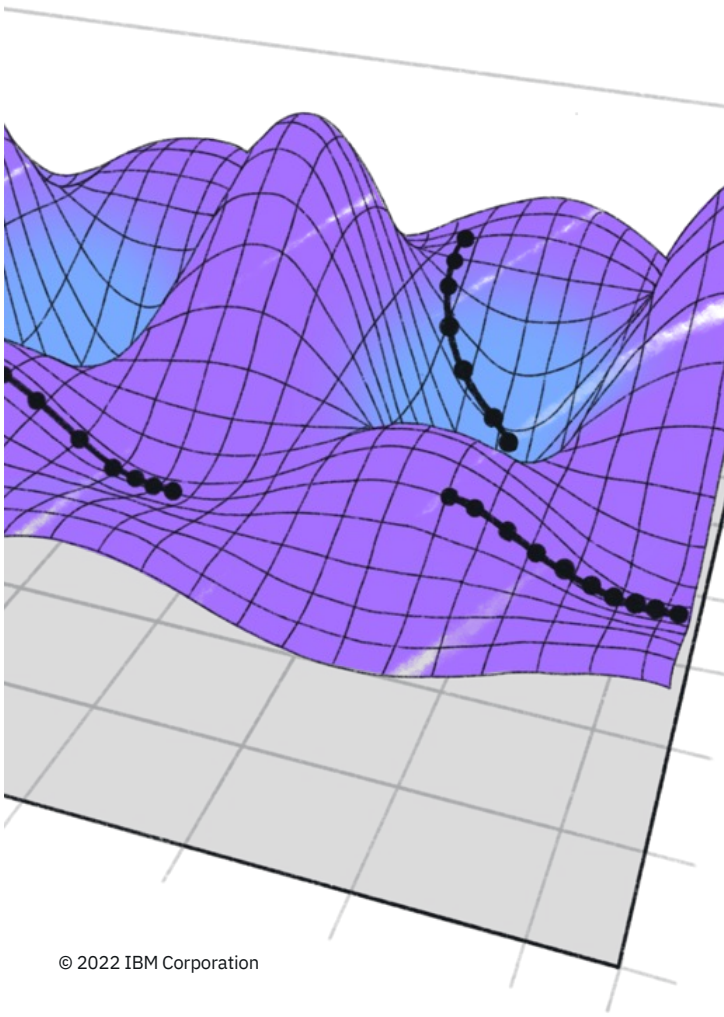


© 2022 IBM Corporation



QiskitのVQCクラスを使う





変分学習

- ・ 採用する最適化手法に依存
- ・ 局所的最適解に陥ることも

最適化手法

- ・ 勾配情報を使う手法
 - ・ 収束速度が非常に遅くなる可能性
 - ・ 最適解を見つける保証がない
- ・ 勾配情報を使わない手法
 - ・ 大域的最適解の探索に対し堅牢
 - ・ 高次元の探索空間の問題に対して、より高い計算能力が必要

不毛な台地

- ・ 損失の状況がかなりフラットで探索方向を決定するのが難しい場合のこと
- ・ 回避方法は第3回の村田さんの説明を参照

