IBM Community Japan ナレッジモール研究 量子コンピューターの活用研究-機械学習・量子化学計算・組み合わせ最適化への適用 -

応用レベル(量子機械学習):テキスト

量子機械学習とは

- 量子機械学習: Quantum Machine Learning、QML
- 広い意味では、「機械学習と量子情報の相乗効果を用いたアプ ローチ全般」を指す。
- 狭義には、次のいずれかである。
 - 量子コンピュータを用いた機械学習
 - 量子の知見に基づいた機械学習
- 直感的には、従来の機械学習手法に対して量子の理論および特 性を適用することにより、新たな優位性(例えば計算量の削減)を 見出そうというものである。

量子 機械学習 量子機械学習 +-量子の知見 量子コンピュータ

機械学習における量子コンピュータの可能性

- 従来の機械学習分野における「ブレークスルー」は、計算能力の 向上やデータセットの規模の拡大に基づいた成果がほとんどであ る。言い換えると、根本的に新しい手法が開発されたことによるも のではない。
- ニューラルネットワークや深層学習などの最新の手法は基本的に 1990年代以前に発明されており、新しいものではない。 多くの機械学習のタスクは難しい最適化問題へと変換されてしま うため、根本的に新しい手法を見つけ出すことは困難。
- この問題を解決するためには、コンピュータは解を含む広大な領 域から手当たり次第に最適な解の候補を見つけ出さなければなら ない。これは量子計算の活用を考える上で興味深いポイントであ り、量子計算が機械学習手法の開発を大きく前進させる可能性を 秘めている。

参考資料

「量子コンピュータによる機械学習」(共立出版) A Few Useful Things to Know about Machine Learning (PDF)

1

4つのアプローチ

機械学習への量子適用には、従来の手法を含めて4つのアプローチが考えられる。



- ① CCアプローチ 機械学習における従来のアプローチ。 データ生成、データ処理ともに古典処理にて行う。
- ② QCアプローチ データ生成を量子で行う。 機械学習が量子計算にどのように役立つか調べるもの。
- ③ CQアプローチ データ処理を量子で行う。主な課題はデータマイニングのための量子アルゴリズムの設計。
- ④ QQアプローチ データ生成、データ処理ともに量子で行う。 研究成果は現在のところわずかしか発表されていない。

2 CQアプローチにおける2つの方策

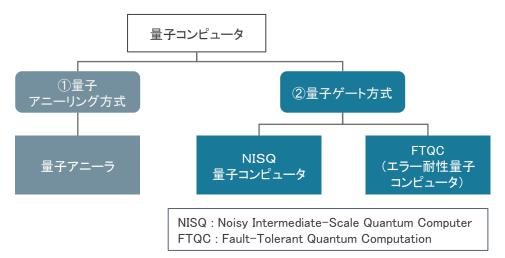
- 翻訳的アプローチ 古典による機械学習のモデルを量子力学の言語に翻訳してアル ゴリズムの高速化を目指すアプローチ。 ニューラルネットワークなどのモデルの結果を再現し、計算全体も しくは一部を量子デバイスに委託する。 量子加速性により、既存アルゴリズムの高速化をねらう。
- ▼索的アプローチ 量子コンピュータの利用を前提としたとき、どのタイプの機械学習 モデルがその物理学的な特性や制約、形式、言語、提唱されてい る利点に適合するかを問うもの。量子デバイスオリジナルの学習 モデルであり、古典アルゴリズムにはないものとなる。 この方策が持つさまざまな潜在的な可能性は未だ解明されていない。

3 参考資料

「量子コンピュータによる機械学習」(共立出版) QQアプローチの例:「Quantum-enhanced machine learning」 JGS2020 量子コンピュータ(PX-103) 発表資料(KMAP内)

量子機械学習手法のアプローチ

量子コンピュータにはいくつかの種類があり、大きくは次のように分類 できる。



量子アニーリング方式 [Ⅲ基礎レベルテキスト4-3] の量子コン ピュータは 組合せ最適化 [□]基礎レベルテキスト 5-1] に特化して いるため、量子機械学習は 量子ゲート方式 〔□基礎レベルテキスト 4-2] に適用される手法となる。

量子ゲート方式は、さらにNISQとFTQC(エラー耐性量子コンピュータ) に分類することができる。量子コンピュータへの期待の中心はFTQC にあるが、ハードウェアは開発途上であり、FTQCの実現にはまだ時 間がかかると考えられている。そこで現在はNISQを対象とした研究が 行われており、量子機械学習アルゴリズムについても同様にNISQ向 けの研究が行われている。

NISQ向けアルゴリズム

NISQ向けアルゴリズムで考慮すべきは、「計算過程で生じるエラーへ の対策」である。(FTQCでは計算過程で生じるエラーが訂正されるこ とから、エラーを気にせずアルゴリズムを構築することができるが、 NISQでは同じようにはいかない。)

エラー対策手法には、例えば「計算過程で生じるエラー(ノイズ)を統 計的な処理により低減させる」といったものがある。こうしたさまざまな 工夫により、NISQ向けのアルゴリズムを実現している。

以下はNISQ向けアルゴリズムの例である。

- 変分量子固有値ソルバー(VQE) 〈量子化学計算〉
- 量子近似最適化アルゴリズム(QAOA) 〈最適化〉
- 〈量子機械学習〉 量子同路学習(QCL)

FTQCが実現されるまでの間は、NISQ向けアルゴリズムを使って現実 課題を解くことが量子コンピュータ普及のためのひとつのミッションと なっている。

参考資料

IPA 2020年度未踏ターゲット事業「機械学習を用いたNISQアルゴリズ ム向けの誤り補償手法の開発 I(PDF)

量子機械学習 機械学習手法一覧 (1/2)

●機械学習および量子機械学習に関する手法を一覧で整理する。あわせて、量子機械学習を適用することによるメリットを整理する。

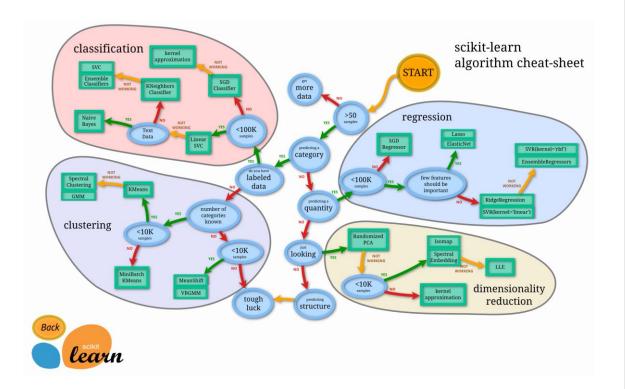
教師あり学習(分類) 競形回帰 サポートベクター回帰(SVR) 一 対応・トペクター回帰(SVR) ロジスティック回帰 サポートペクターマシン(SVM) 最近傍法、k近傍法 ニューラルネットワーク ロジスライック回帰 サポートペクターマシン(SVM) 国子回路学習 量ね合わせの原理による高次元の特後堂空間が利用可能で、古典コンピュータ上で効率的に表現した(い非線形モデルも効率的に構要できると指待される。またユニタリー変換のみでモデルを構築することがある極の正則化として機能し、過学部が別表しれる。 、出典、馬瓜野湿力とれる。 、出典、馬瓜野湿力とれる。 、出典、馬瓜野湿力とれる。 、出典、馬瓜野湿力とれると考えられています。 く出典、塩丸大学素類子も含すの能性が生まれます。そこに量子機体学回の変力大変放映るがあると考えられています。 く出典、東京大学素類子物理国際研究センター「童子コンピューティング・ワークブラック」 フラックン カニューラルネットワーク(RNN) 東京大学・新年や海環度の面で量子回路がCNNを上回るのは難しそう。 (出典・場田素館「量子コンピューティング」p.164> 製師なし学習 主成分分析(PCA) 本であると考えられています。 ・コーラルネットワーク(RNN) 東京大学主義工物理国際研究センター「童子コンピューティング」p.164> ・ カンダムフォレスト 東京大学主義工物理国際研究センター「童子コンピューティング」p.164> ・ カンダムフォレスト ・ フンダムフォレスト ・ フンダムフォレスト ・ コンダムフォレスト ・ コルカを得るために必要とされる操作が、1回のアダマールと2回の測定のみ。これは人力ペクトルやデータセットの規模に関係な有効、例では、データセットがサイズ10のの訓練とクトルの規模に関係な有効、例では、データセットがサイズ10のの訓練とクトルの規模に関係な有効、例では、データセットがサイズ10のの訓練とクトルの知識をクトルの知識はアルトルの規模に関係な有効、例では、データセットがサイズ10のの訓練とクトルの知識などものの課年とからの課金であるの意味を呼ばいる意味であるの意味となった。の課年とからの課金であるの意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいるの課金であるの意味となった。の課年とからの課金であるの課金であるの意味となった。の課年とからの課金であるの課金であるの意味となった。の課年とからの課金であるの意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる。 ・ カンチャースのの意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる。 ・ カンチャースの言葉を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる意味を呼ばいる。 ・ カンダムアード・エーターである。 カンチャースの言葉を呼ばれる意味を呼ばれる。 カンチャースの言葉を呼ばれる。 カンチャースの言葉を呼ばれる意味を呼ばいる意味を呼ばいる。 カンチャースの言葉を呼ばれる意味を呼ばれる。 カンチャースの言葉を呼ばれる。 カンチャースの言葉を呼ばれる意味を呼ばれる。 カンチャースの言葉を呼ばれる意味を呼ばれる。 カンチャースの言葉を呼ばれる。	カテゴリ	古典機械学習手法	量子機械学習への応用有無	量子機械学習の適用によるメリット
教師あり学習(分類) ロジスティック回帰 - サポートベクターマシン(SVM) 量子回路学習と同じ。 最近傍法、k近傍法 - ニューラルネットワーク 量子三ューラルネットワーク、量子回路学習 重ね合わせの原理による高次元の特徴量空間が利用可能で、古典コンピュータ上で効率的に表現して(い非線形モデルも効率的に構作できると期待される。またユニタリー変換のみでモデルを構築することがある種の正則化として機能し、過学型が知えられる。 と出典・場口報信 世子コンピューティング Jp.158ン 量子力学の重ね合わせの原理から、指数数的に関すると数の計算基底を使って状態を表現できることが量子コンピューティング Jp.158ン 量子力学の重ね合わせの原理から、指数数的に関すると数の計算基底を使って状態を表現できることが量子コンピューティング・Jp.164とあったと、データ間の複な和関を学習できる可能性が生まれます。そこに量子機能で回る上できる訴求があると考えあれています。 と出典・東京大学素報子物理国際研究センター「量子コンピューティング・Jp.164ンフェーラルネットワーク (CNN) 豊み込みニューラルネットワーク (CNN) 量子豊み込みニューラルネットワーク 利点不明、学習面や予測特度の面で量子回路がCNNを上回るのは難しそう。 く出典・場田義皓「量子コンピューティング Jp.164> ・ カンダムフォレスト ・カンダムフォレスト ・カンダムフォレスト ・ カンダムフォレスト ・カンダムフォレスト ・ カンダムフォレスト ・カンダムフォレスト ・ 大阪分析 (PCA) 量子主成分分析 ・ 大田ans (k平均法) ・カンダ大門側が同れたりに必要とされる場合でも3つの演算にかかる実質時間が同れたするある実践時間が同れまするある実践時間が同れませるある実践時間が同れませるある実践時間が同れませるある実践時間が同れませるある実践時間が同れませるある実践時間があるとなったると変しませんである。 と出来られる。 とは、サルマンピューティンピューティンピューターによる機械学習」のよりには、サンビューターによる機械学習」のより、ディンピューターによる機械学習」のよりには、ディンピューターによる機械学習」のよりには、サンピューターによる機械学習」のよりには、サンピューターによる機械学習」のよりには、サンピューターによる機械学習」のよりには、サンピューターによる機械学のようによりには、サンビューターによる機械学習」のよりには、サンディンピューターによる機械学習」のよりには、サンビューターによる機械学習」のよりには、サンビューターによる機械学習」のよりには、サンビューターによる機械学習」のよりには、サンドル・ファンピューターによる機械学のよりには、サンドル・ファンピューターによる機械学のようには、サンドル・ファン・ファンピューターによる機械学のよりには、サンドル・ファン・ファン・ファンピューターによる機械学のようには、サンドル・ファン・ファン・ファン・ファン・ファン・ファン・ファン・ファン・ファン・ファン	教師あり学習(回帰)	線形回帰	線形回帰	
サボートペクターマシン(SVM) GSVM 量子回路学習と同じ。 最近傍法、k近傍法 二 ニューラルネットワーク 量子ニューラルネットワーク、量子回路学習 重ね合わせの原理による高次元の特徴量空間が利用可能で、古典コンピュータ上で効率的に表現してくい事線形をデルも効率的に構築できると期待される。またユニタリー変換のみでモデルを構築することがある種の正則化として機能し、追挙部があたされる。 出典・鳩田義皓「量子コンピューティング」p158> 電子力学の重ね合わせの原理による高次元の特徴量空間が利力に構築できるとが構築できるとが構築できるとが構築できるとが構築できるとが構築できるとが増生力として検索的し、追悼を描することがあると考えれる。 サイボ配子の理由をかけの原理による高次元の特徴量空間が利力に対象をされる場合でれる。 電子カンピューティングリp158> オーンピューティング」p158> 電子サーンピューティングリp158> 量子被水学習の基本とまたがあると考えられています。 イ出典、裏京大学素粒子砂度国際研究センター重・エーランピューティング・ワークフェック」 プリカー フリカー・フリー・フリー・フリー・フリー・フリー・フリー・フリー・フリー・フリー・フリ		サポートベクター回帰(SVR)	_	
最近傍法、k近傍法 ニューラルネットワーク 量子ニューラルネットワーク、量子回路学習 単ね合わせの原理による高次元の特徴量空間が利用可能で、古典コンピュータ上で効率的に表現してい事態形モデルと効率的に構築できると明待される。またユニタリー変換のみでモデルを構築するとがある種の正則化として機能し、過学習が明えられる。 <田典・純田 整修「量子コンピューティング」p.158> 量子力学の重ね合わせの原理から、指数関数的に増える多数の計算基底を使って状態を表現できることが電子コンピュータの適本です。この強みを生かすことで、データ間の複数を生がすることが電子コンピュータの適本です。この強みを生かすことで、データ間の報告を習できる可能性が生まれます。そこに量子機械学習の最も大きな進みがあると考えられています。 <田典・第四東京大学素和子物理国際研究センター「量子コンピューティング・ワークプラック」 当点不明。学習面や予測精度の面で量子回路がCNNを上回るのは難しそう。 く出典:掲田素値「量子コンピューティング」p.164> 即帰ニューラルネットワーク(RNN) 決定木 ランダムフォレスト 東京大学素和子物理国際研究センター「量子コンピューティング・ワークプラック」 東京大学素和子物理国際研究センター「量子コンピューティング」p.164> 単子となら、大田素・海口素・大田本のでは、東京大学素和子の関係でNNを上回るのは難しそう。 く出典:掲田素値「量子コンピューティング」p.164> 数師なし学習 東子主成分分析 またが、ファットの規模に関係なく有効。例えば、データセットがサイズ100万の訓練ペクトル10億億世末はされる場合でも3つの演算にかかる表片時間が同程度である定数時間アルコリズムが存在することう。 く出典: M. Schuld他「量子コンピューターによる機械学習」p.21>	教師あり学習(分類)	ロジスティック回帰	_	
ニューラルネットワーク 量子ニューラルネットワーク、量子回路学習 重ね合わせの原理による高次元の特徴量空間が利用可能で、古典コンピュータ上で効率的に表現していま線形と干デルを構築することがある種の正則化として機能し、過学習が抑えられる。		サポートベクターマシン(SVM)	QSVM	量子回路学習と同じ。
タ上で効率的に表現して(い)非線形モデルと構築できると期待される。またユニタリー変換のみでモデルを構築することがある種の正則化として機能し、過学習が抑えられる。 は典:場田義皓「量子コンピューティング」p.158> 量子力学の重ね合わせの原理から、持数関数的に増える多数の計算基底を使って状態を表現できることが量子コンピュータの強みで生かすことで、データ間の複雑な相関を学習できる可能性が生まれます。そこに量子機械学習の最も大きな始みがあると考えられています。 と出典:東京大学素数子物理国際研究センター「量子コンピューティング・ワークブック」> カーューラルネットワーク(CNN) 量子貴み込みニューラルネットワーク 利点不明。学習面や予測精度の面で量子回路がCNNを上回るのは難しそう。 く出典:嶋田義皓「量子コンピューティング」p.164> 回帰ニューラルネットワーク(RNN) ー 決定木 ー ランダムフォレスト ー 技術分析(PCA) 量子主成分分析 水ーmeans(k平均法) 量子k-means、Q-means 出力を得るために必要とされる操作が、1回のアダマールと2回の測定のみ。これは入カパクトルの信仰で構成される場合でも3つの演算にかかる実行時間が同程度である定数時間アルコリズムが存在する形式の演算にかいる実行時間が同程度である定数時間アルコリズムが存在する形式の演算にかいる実行時間が同程度である定数時間アルコリズムが存在する形式の、次可算にかいる実践で時間が同程度である定数時間アルコリズムが存在する形式の、またいの表現にかいる実践で時間が同程度である定数時間アルコリズムが存在する形式の、と、サータセットがサイズ100万の訓練ペクトルもデータセットがサイズ100万の訓練ペクトルもデータセットがサイズ100万の訓練ペクトルもデータセットがサイズ100万の訓練ペクトルもデータセットがサイズ100万の訓練ペクトルもデーターによる機械学習」p.21>		最近傍法、k近傍法	_	
(出典:嶋田義皓「量子コンピューティング」p.164> 回帰ニューラルネットワーク(RNN) - 決定木 - ランダムフォレスト - 主成分分析(PCA) 量子主成分分析 k-means(k平均法) 量子k-means、Q-means 出力を得るために必要とされる操作が、1回のアダマールと2回の測定のみ。これは入力ベクトルやデータセットの規模に関係なく有効。例えば、データセットがサイズ100万の訓練ベクトル10億個で構成される場合でも3つの演算にかかる実行時間が同程度である定数時間アルゴリズムが存在するだろう。く出典:M. Schulld他「量子コンピューターによる機械学習」p.21>		ニューラルネットワーク	量子ニューラルネットワーク、量子回路学習	タ上で効率的に表現しにくい非線形モデルも効率的に構築できると期待される。またユニタリー変換のみでモデルを構築することがある種の正則化として機能し、過学習が抑えられる。 〈出典:嶋田義皓「量子コンピューティング」p.158〉 量子力学の重ね合わせの原理から、指数関数的に増える多数の計算基底を使って状態を表現できることが量子コンピュータの強みです。この強みを生かすことで、データ間の複雑な相関を学習できる可能性が生まれます。そこに量子機械学習の最も大きな強みがあると考えられています。 〈出典:東京大学素粒子物理国際研究センター「量子コンピューティング・ワー
決定木 - ランダムフォレスト - 教師なし学習 主成分分析(PCA) k-means(k平均法) 量子主成分分析 出力を得るために必要とされる操作が、1回のアダマールと2回の測定のみ。これは入力ペクトルやデータセットの規模に関係なく有効。例えば、データセットがサイズ100万の訓練ベクトル10億個で構成される場合でも3つの演算にかかる実行時間が同程度である定数時間アルゴリズムが存在するだろう。 ・出典:M. Schuld他「量子コンピューターによる機械学習」p.21>		畳み込みニューラルネットワーク(CNN)	量子畳み込みニューラルネットワーク	
カンダムフォレスト 一 主成分分析(PCA) 量子主成分分析		回帰ニューラルネットワーク(RNN)	_	
教師なし学習 主成分分析(PCA) 量子主成分分析 k-means(k平均法) 量子k-means、Q-means 出力を得るために必要とされる操作が、1回のアダマールと2回の測定のみ。これは入力ベクトルやデータセットがサイズ100万の訓練ベクトル10億個で構成される場合でも3つの演算にかかる実行時間が同程度である定数時間アルゴリズムが存在するだろう。 く出典: M. Schuld他「量子コンピューターによる機械学習」p.21>		決定木	_	
k-means(k平均法) 量子k-means、Q-means 出力を得るために必要とされる操作が、1回のアダマールと2回の測定のみ。これは入力ベクトルやデータセットの規模に関係なく有効。例えば、データセットがサイズ100万の訓練ベクトル10億個で構成される場合でも3つの演算にかかる実行時間が同程度である定数時間アルゴリズムが存在するだろう。 <出典:M. Schuld他「量子コンピューターによる機械学習」p.21>		ランダムフォレスト	_	
これは入力ベクトルやデータセットの規模に関係なく有効。例えば、データセットがサイズ100万の訓練ベクトル10億個で構成される場合でも3つの演算にかかる実行時間が同程度である定数時間アルゴリズムが存在するだろう。 く出典: M. Schuld他「量子コンピューターによる機械学習」p.21>	教師なし学習	主成分分析(PCA)	量子主成分分析	
ガウス混合モデル ガウス混合モデル		k-means(k平均法)	量子k-means、Q-means	これは入力ベクトルやデータセットの規模に関係なく有効。例えば、データセットがサイズ100万の訓練ベクトル10億個で構成される場合でも3つの演算にかかる実行時間が同程度である定数時間アルゴリズムが存在するだろう。
		ガウス混合モデル	ガウス混合モデル	

量子機械学習 機械学習手法一覧 (2/2)

カテゴリ	古典機械学習手法	量子機械学習への応用有無	量子機械学習の適用によるメリット
強化学習	GAN	QGAN	古典モンテカルロ数値積分計算より、量子モンテカルロ積分は効率的。(参考: S. Woener他「Quantum risk analysis」)量子モンテカルロ計算では、確率分布を量子回路に再現するが、その際、QGANを使うと再帰的な方法よりも少数のゲートで実装可能で、計算コストが減らせる。(参考:中村悠馬「Systematic Preparation of Arbitrary Probability Distribution with a Quantum Computer」)
	Q-Learning	_	
	Deep Q-Learning(DQN)	量子強化学習	
その他の手法	_	量子データフィッティング	
		量子勾配法	
		量子最適化近似(QAOA)	QAOAで大規模な問題を解くには多数の量子ビットが必要で、実機の量子ビットの接続トポロジーと問題のグラフは必ずしもマッチしないので、組め込みのための情調整も必要。近似解アルゴリズムとしての性能もそれほど明らかではない。QUBO形式の組み合わせ最適化問題を扱う専用マシンは多く、NISQ上のQAOAアルゴリズムがサイズや解の精度など何らかの点で優位となるような問題設定の発見がまたれる。 <出典:嶋田義皓「量子コンピューティング」p.153>
	_	量子自然言語処理	
	_	量子Autoencoder	
※全体	_	_	量子機械学習がその恩恵を一番受けることができるのは、おそらく量子的なデータやモデルの背景に量子系があるような場面の学習問題に適用したときであると考えられる。 く出典: <u>御手洗光祐他「量子コンピュータを用いた変分アルゴリズムと機械学習」</u> >

1 チートシートとは

- 機械学習のチートシートのひとつにscikit-learnのものがある。
- scikit-learnでは、「多くの場合、機械学習の問題を解決する上で 最も難しい部分は、ジョブに適した推定器(Estimator)を見つける ことである」としており、推定器選択の一助になるものとして下図 のチートシートを公開している。



2) 量子機械学習におけるチートシートについて

- 従来の機械学習(古典手法)と同様に、量子機械学習(量子手法) での「推定器の選択」も課題であり、適用の検討を行うこととした。
- scikit-learnのチートシートからもわかるように、適用すべき推定器は問題の種類などの条件により決定することはできるが、古典と量子のどちらの手法を選択すべきか(たとえば、古典手法のkmeans、量子手法のQ-means)は単純に決めることができない。その理由として以下の事項があげられる。
 - 量子手法ではどの量子コンピュータの種類を対象とするかにより、適用できるアルゴリズムが異なる〔□□テキスト2-1〕。
 - ▶ 古典・量子手法の比較では「統一的な指標」や「検証で使用可能なリファレンス実装」などが必要だが、これらは揃っていない。
 - ▶ 量子手法の「実機による実証」を行える、十分な性能を持つ量 子コンピュータが存在しない。
 - データを量子コンピュータで扱うための前後処理によるオーバーヘッド(データの量子ビットエンコーディングなど)についても考慮が必要である。
- 量子手法を含んだチートシートは量子人材にとっては有用である と思われるが、現時点では明確な条件を記述することができない ため、理論・技術の両面において今後の更なる発展が期待される。

3 参考資料

scikit-learn Choosing the right estimator
Key questions for the quantum machine learner to ask themselves

本資料の著作権は、日本アイ・ビー・エム株式会社(IBM Corporationを含み、以下、IBMといいます。) に帰属します。

ワークショップ、セッション、および資料は、IBMまたはセッション発表者によって準備され、それぞれ独自の見解を反映したものです。それらは情報提供の目的のみで提供されており、いかなる参加者に対しても法律的またはその他の指導や助言を意図したものではなく、またそのような結果を生むものでもありません。本資料に含まれている情報については、完全性と正確性を期するよう努力しましたが、「現状のまま」提供され、明示または暗示にかかわらずいかなる保証も伴わないものとします。本資料またはその他の資料の使用によって、あるいはその他の関連によって、いかなる損害が生じた場合も、IBMまたはセッション発表者は責任を負わないものとします。本資料に含まれている内容は、IBMまたはそのサプライヤーやライセンス交付者からいかなる保証または表明を引きだすことを意図したものでも、IBMソフトウェアの使用を規定する適用ライセンス契約の条項を変更することを意図したものでもなく、またそのような結果を生むものでもありません。

本資料でIBM製品、プログラム、またはサービスに言及していても、IBMが営業活動を行っているすべての国でそれらが使用可能であることを暗示するものではありません。本資料で言及している製品リリース日付や製品機能は、市場機会またはその他の要因に基づいてIBM独自の決定権をもっていつでも変更できるものとし、いかなる方法においても将来の製品または機能が使用可能になると確約することを意図したものではありません。本資料に含まれている内容は、参加者が開始する活動によって特定の販売、売上高の向上、またはその他の結果が生じると述べる、または暗示することを意図したものでも、またそのような結果を生むものでもありません。パフォーマンスは、管理された環境において標準的なIBMベンチマークを使用した測定と予測に基づいています。ユーザーが経験する実際のスループットやパフォーマンスは、ユーザーのジョブ・ストリームにおけるマルチプログラミングの量、入出力構成、ストレージ構成、および処理されるワークロードなどの考慮事項を含む、数多くの要因に応じて変化します。したがって、個々のユーザーがここで述べられているものと同様の結果を得られると確約するものではありません。

記述されているすべてのお客様事例は、それらのお客様がどのようにIBM製品を使用したか、またそれらのお客様が達成した結果の実例として示されたものです。実際の環境コストおよびパフォーマンス特性は、お客様ごとに異なる場合があります。

IBM、IBM ロゴは、米国やその他の国におけるInternational Business Machines Corporationの商標または登録商標です。他の製品名およびサービス名等は、それぞれIBMまたは各社の商標である場合があります。現時点での IBM の商標リストについては、ibm.com/trademarkをご覧ください。