

Q検定: サンプル問題 応用レベル(量子機械学習)

No.	問題	選択肢	正解	解説	リファレンス
1	量子機械学習とは、(①)を用いた機械学習、あるいは(②)に基づいた機械学習である。	①の選択肢 ア. スーパーコンピュータ イ. DNAコンピュータ ウ. 量子コンピュータ エ. 量子アニーリングマシン	ウ	量子機械学習は、量子コンピュータと量子の知見を活用した機械学習である。	1-1_概論
2		②の選択肢 ア. 古典力学 イ. 古典的知見 ウ. 量子力学 エ. 量子の知見	エ		
3	量子機械学習のアプローチのうちデータ生成を古典、データ処理を量子で行うものを(①)という。このアプローチはさらに(②)と(③)に分けることができる。(②)は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、(③)は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である。	①の選択肢 ア. CCアプローチ イ. QCアプローチ ウ. CQアプローチ エ. QQアプローチ	ウ	Cは古典（Classic）、Qは量子（Quantum）であり、最初の文字は「データを生成する系」、2文字目は「データ処理デバイス」を表す。 CQアプローチは、さらに翻訳的アプローチ、探索的アプローチに分けられる。	1-2_量子機械学習のアプローチ
4		②の選択肢 ア. 置換的アプローチ イ. 翻訳的アプローチ ウ. 量子力学的アプローチ エ. 高速化アプローチ	イ		
5		③の選択肢 ア. 探索的アプローチ イ. 模索的アプローチ ウ. 探索的アプローチ エ. 適合的アプローチ	ウ		
6	量子コンピュータは、(①)方式と(②)方式に分類することができ、さらに(②)方式は(③)と(④)に分類することができる。 (③)向けのアルゴリズムは(④)向けと違い、計算過程で生じるエラーへの対策を考慮する必要がある。	①の選択肢 ア. 量子イジングマシン イ. 量子ゲート ウ. 量子ニューラルネットワーク エ. 量子アニーリング	エ	量子コンピュータの分類定義はさまざまあるが、量子ゲート方式量子アニーリング方式に分けられることが多い。（当教材ではこの分類を採用している） 量子ゲート方式はFTQC（エラー耐性量子コンピュータ）とNISQに分けることができ、NISQはエラーが発生することを前提としているため、その対策が必要となる。	2-1_量子機械学習手法のアプローチ
7		②の選択肢 ア. 量子イジングマシン イ. 量子ゲート ウ. 量子ニューラルネットワーク エ. 量子アニーリング	イ		
8		③の選択肢 ア. FTQC イ. VQE ウ. NISQ エ. QAOA	ウ		
9		④の選択肢 ア. FTQC イ. VQE ウ. NISQ エ. QAOA	ア		
10	量子機械学習の手法はさまざまあるが、現時点では古典手法の一部を量子に置き換える手法の研究が盛んである。たとえば、k-meansの一部を量子手法に置き換えた(①)や、GANの一部を置き換えた(②)などがある。	①の選択肢 ア. Q近傍法 イ. Q-means ウ. QSVM エ. Q均等法	イ	量子機械学習におけるアルゴリズムは研究過程にあり、統一的な名称がある状況ではないが、Q-means（量子k-means）やQGANなどがある。	2-2_機械学習手法一覧
11		②の選択肢 ア. QAOA イ. QCL ウ. QNN エ. QGAN	エ		

No.	問題	選択肢	正解	解説	リファレンス
12	ある問題の解決にあたり、適用すべき手法を古典手法とすべきか、量子手法とすべきかは単純には決められない。 その主な理由は、使用する量子コンピュータの種類により適用できる（①）が異なること、（②）や「検証で利用可能なリファレンス実装」が揃っていないこと、現時点では十分な性能を持つ量子コンピュータが存在しないこと、データの前後処理による（③）への考慮が必要なこと、などがあげられる。	①の選択肢 ア. 量子力学的特性 イ. プログラミング言語 ウ. アルゴリズム エ. ライブラリ	ウ	古典コンピュータと量子コンピュータでは適用できるアルゴリズムが異なる。どちらのコンピュータ（およびアルゴリズム）を用いるべきかの判断を行うためには統一的な指標や量子コンピュータで発生する特有のオーバーヘッドなどを考慮して決定する必要がある。	2-3_チートシート
13		②の選択肢 ア. 高度な量子人材 イ. 統一的な指標 ウ. 技術的な保証 エ. 統計的な根拠	イ		
14		③の選択肢 ア. オーバーヘッド イ. 統計的誤差 ウ. 量子ゆらぎ エ. エラー訂正処理	ア		
15	古典ニューラルネットワークでは、（①）と活性化関数（非線形）を使ってパラメータ最適化によりモデルを構築する。 量子ニューラルネットワークでは、（②）を使ってパラメータ最適化によりモデルを構築する。	①の選択肢 ア. パラメータ付き線形変換 イ. パラメータ付き量子回路 ウ. パラメータ付き量子ゲート エ. パラメータ付き非線形変換	ア	古典手法ではパラメータ付き線形変換を使用する。量子手法ではパラメータ付き量子回路の利用が研究されている。	3-2-2_量子ニューラルネットワーク
16		②の選択肢 ア. パラメータ付き線形変換 イ. パラメータ付き量子回路 ウ. パラメータ付き量子ゲート エ. パラメータ付き非線形変換	イ		
17	古典ニューラルネットワークに対する量子ニューラルネットワークの利点として、多くの（①）が利用できることや（②）があげられる。	①の選択肢 ア. 活性化関数 イ. オラクル ウ. 基底関数 エ. パラメータ	ウ	量子ニューラルネットワークの利点として、多くの基底関数が利用できることや、過学習の抑制などがあげられる。	3-2-2_量子ニューラルネットワーク
18		②の選択肢 ア. 鞍点の回避 イ. 過学習の抑制 ウ. 勾配消失の抑制 エ. 自動的な正則化	イ		
19	量子ニューラルネットワークの課題のひとつに「barren plateaus 問題」があげられる。この問題は、量子ニューラルネットワークのパラメータが（①）された場合に、量子ビットや量子回路の深さの増加に伴い（②）というものである。	①の選択肢 ア. 正規分布で初期化 イ. 重ね合わせ状態で初期化 ウ. ランダムに初期化 エ. 量子もつれをもって初期化	ウ	barren plateaus 問題は、パラメータをランダムに初期化することにより勾配が消失するものである。	3-2-2_量子ニューラルネットワーク
20		②の選択肢 ア. エラーが頻発する イ. 計算量が莫大になる ウ. 勾配が消失する エ. 分布が大きく崩れる	エ		
21	機械学習では、訓練データなどの入出力が必要であるが、現在の量子コンピュータには、（①）の入出力記憶デバイスがまだ開発されていない。 このため、古典のデータを（①）に変換する（②）のステップが必要となる。	①の選択肢 ア. ビッグデータ イ. 古典コンピュータ ウ. 量子状態 エ. 高速	ウ	現在の量子コンピュータには、量子状態のまま入出力を行うメモリがない。将来的に開発されることが期待されるが、現時点では、古典の訓練データを量子状態への表現に変換する「符号化」というステップが必要となる。この量子状態では、古典データの特徴量をそのまま表現できている訳ではないことに注意が必要である。また、回路計算結果の出力において、量子状態をそのまま読みだすことができないことにも注意が必要である。	3-3-2-1_クラスタリングへの応用
22		②の選択肢 ア. 符号化 イ. 暗号化 ウ. 復号化 エ. 標準化	ア		

No.	問題	選択肢	正解	解説	リファレンス
23	量子状態への符号化について、機械学習でよく利用される手法として下記のような手法が研究されている。 ・古典ビット配列をそのまま量子ビットの基底に割り当てる方法を（①）という。わかりやすい方法ではあるが、古典ビットと同数の量子ビット数を必要とする。 ・古典ベクトル値を量子ビットの（②）として割り当てる方法を（②）符号化という。この方法は量子ビットを効率的に使用できるが、入力データが、（②）の前提条件である（③）を満たさなければならない。	①の選択肢 ア. 量子サンプル符号化 イ. 計算基底符号化 ウ. 角度 エ. 振幅	イ	量子ビットは、「重ね合わせ」の特性を利用した複雑なデータ表現が可能である。機械学習において量子コンピュータの活用を考える上で、符号化の研究は量子加速の効果を研究する上でも重要な要素となっている。	3-3-2-2_古典データを量子ビットに符号化する
24		②の選択肢 ア. 計算基底符号化 イ. 量子サンプル符号化 ウ. 角度 エ. 振幅	エ		
25		③の選択肢 ア. 二乗和=1 イ. 平均=1 ウ. 二乗和= $\sqrt{2}$ エ. 非線形性	ア		
26	K平均法（K-MEANS）におけるベクトル間の距離の算定について、量子回路でQ-MEANSとして実装研究されている。 量子回路で、ベクトル間の内積の算定アルゴリズムとして（①）を使う方法がある。（①）は、1つの（②）と2つの（③）による回路であり、（②）が特定の状態の場合に、2つの（③）を入れ替える干渉回路である。	①の選択肢 ア. グローバ探索 イ. QAOA ウ. オラクル エ. SWAP TEST	エ	クラスタリングにおいて、類似性の評価としてベクトルの距離がよく使われる。量子回路では、内積計算の方法としていくつかの方法があるが、SWAP TESTがよく紹介されている。SWAP TESTは、非常に少ないゲートで構成されており、汎用性の高い回路である。	3-3-2-3_ベクトルの距離計算を量子回路で行うには
27		②の選択肢 ア. 古典ビット イ. 量子ビット ウ. コントロールビット エ. 配列	ウ		
28		③の選択肢 ア. 古典ビット イ. 量子ビット ウ. コントロールビット エ. 配列	イ		

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。