

通信需要を考慮した量子ネットワークのリンク忠実度計測手法

山近 駿*, 柿原 悠人†, 井上 翔太†, 大崎 博之†

* 関西学院大学 工学部 情報工学課程

† 関西学院大学 大学院理工学部研究科 情報工学専攻

Abstract—本研究では、量子ネットワークにおけるリンク忠実度計測の問題に対し、通信経路ごとの重要度（通信需要）を考慮した新たな資源配分手法を提案する。従来のリンク品質推定問題を発展させ、各経路の重要度と推定忠実度の積で定義される「価値」の総和を最大化する問題として定式化する。この問題に対する効率的な近似解法として、広域的な探索と集中的な活用から成る二段階貪欲法を提案する。シミュレーション評価を通じて、提案手法が限られた測定資源の下で、通信需要を考慮しない従来のアプローチに比べてネットワーク全体の総価値を効率的に向上させることを示す。

Index Terms—量子ネットワーク, 忠実度計測, 資源配分, 通信需要, 貪欲法

I. はじめに

量子コンピュータ間を接続する量子ネットワークは、次世代の通信基盤として大きな期待が寄せられている。複数の量子プロセッサを大規模に連携させる分散量子計算や、物理的な限界を超えたセンシング精度の実現など、単一の量子デバイスでは達成不可能な応用を可能にするためである。

量子ネットワーク上で高信頼な通信を実現するには、経由する物理リンクが高い忠実度を保つことが不可欠である。量子情報は環境ノイズに対して極めて脆弱であり、通信中に量子状態が破壊されやすい。そのため、量子もつれのような繊細な相関を遠隔地へ配送する際には、経路上に存在する物理リンクの品質が通信性能を直接的に決定づける。

したがって、ネットワーク内に存在する多数の物理リンクの中から、忠実度の高いものを効率的に選択する技術が極めて重要となる。特に、複数の並列リンクが存在する経路では、その中から最も通信品質の高いリンクを見つけ出し、データ転送に利用することで、通信の成功確率を最大化できる。

しかし、各リンクの忠実度を正確に推定するには多数回の量子測定が必要となり、その測定コストが実用上の大きな制約となる。忠実度は確率的な量であるため、その値を十分な精度で推定するには、同一の量子状態を何度も送受信し、統計を取る必要がある。このプロセスは、時間や量子ビットといった貴重な計算資源を大量に消費する。

限られた測定資源をいかに効率的に配分し、高忠実度なリンクを特定するかが重要な課題である。全てのリンク候補に対して十分な回数の測定を行うことは、ネットワークの規模が大きくなるにつれて現実的でなくなる。このため、測定コストと推定精度のトレードオフを考慮した、賢明な資源配分戦略が不可欠となる。

この課題に対する有望な解決策として、測定コストを削減しつつ高忠実度リンクを特定する LinkSelFiE が提案されている [1]。LinkSelFiE は、多腕バンディット問題にヒント

を得たアルゴリズムであり、有望なリンクを集中的に測定し、見込みの薄いリンクの測定を早期に打ち切ることで、全体の測定回数を削減する。

LinkSelFiE は、統計的な探索アルゴリズムを用いることで、最も忠実度の高いリンクを効率的に特定する優れた手法である。これにより、従来法では膨大なコストを要した高忠実度リンクの特定を、現実的な資源の範囲内で実現する道が拓かれた。

一方で、LinkSelFiE の問題設定では、全ての通信経路候補が均等な重要度を持つことを前提としている。これは、単一のノードペア間に存在する複数の並列リンクの中から、純粋に最も忠実度の高いリンクの一つを選択するという問題に特化しているため、自然な定式化である。

実際のネットワーク運用では、アプリケーションの要求などに応じて通信経路ごとに重要度は異なり、均等に扱うことが最善とは限らない。例えば、誤り訂正符号の検証といった基幹的なタスクに用いる通信経路と、優先度の低い補助的なデータ転送に用いる経路とでは、品質保証に割くべき測定資源の量は自ずと異なるはずである。

ネットワーク全体の価値を最大化するためには、各通信経路の重要度、すなわち通信需要を考慮した資源配分が求められる。重要度の低いリンクの忠実度を高精度に推定するよりも、重要度の高いリンクの品質を優先的に保証する方が、システム全体として得られる便益は大きくなる。

LinkSelFiE は優れたリンク特定手法であるが、通信需要という新たな指標を組み合わせることで、さらに実用性を高められる可能性がある。つまり、LinkSelFiE が持つ効率的なリンク特定能力を、通信需要に基づいて重み付けされた問題設定に適用することで、より現実の要求に即した資源配分が実現できると考えられる。

そこで本研究では、通信需要の概念を導入し、測定資源をより価値の高い通信経路へ優先的に配分する新たな手法を提案する。これにより、限られた測定資源から得られる全体的な価値の向上を目指す。

具体的には、各通信経路の重要度と推定忠実度の積をその経路の価値と定義し、ネットワーク全体の総価値を最大化する問題として定式化する。この定式化は、単に最も忠実度の高いリンクを見つけるだけでなく、それがどれだけ重要かという側面も同時に考慮するものである。

本研究の問いは以下のとおりである。

- 限られた測定資源の制約下で、各通信経路の重要度を考慮した効率的なリンク忠実度の測定戦略は、いかにして設計できるか。
- 広域的な品質の初期推定と、有望なリンクへの集中的

な資源投下を組み合わせることで、測定効率を最大化する最適な配分手法を構築できるか。

- 通信需要と推定忠実度の積として定義されるネットワーク全体の総価値を、提案手法によって最大化し、システムの全体性能を向上させられるか。

この問題に対し、本稿では効率的な近似解法として、広域的な探索と集中的な活用から成る二段階貪欲法を提案する。本手法は、まず限られた資源で全リンクを大局的に調査し、次いで得られた知見に基づき、価値が高いと見込まれる有望な経路の調査に資源を集中させる。シミュレーション実験を通じて、提案手法が従来のアプローチに比べてネットワーク全体の総価値を効率的に向上させることを示す。

本研究の貢献は以下のとおりである。

- 通信需要を定量的な重みとして導入し、各通信経路の重要度と忠実度の積をその経路の価値と定義することで、ネットワーク全体の総価値を最大化する新たな資源配分問題として定式化した。
- 近似解法として全リンクを低コストで探索する第一段階と、価値が高いと見込まれるリンク群に資源を集中させる第二段階から成る、二段階貪欲法を提案した。
- シミュレーション評価により、提案手法が既存手法と比較して常に高い総価値を達成し、特にネットワーク規模が大きく資源制約が厳しい状況において、その優位性が顕著になることを定量的に実証した。

本稿の構成は以下の通りである。

II. 関連研究

本章では、本研究の背景となる関連研究を概観する。まず、量子システムの品質評価手法であるベンチマーキング技術について述べ、特にランダム化ベンチマーキングとその発展に焦点を当てる。次に、本研究の核心であるリンク・経路選択問題に関する近年の動向を解説し、最後に、これらの研究の理論的基盤である多腕バンディット問題に関する基礎的な研究を紹介する。

量子ネットワークにおける高信頼な通信の実現には、その構成要素である量子ゲートや物理リンクの品質を正確に評価するベンチマーキング技術が不可欠である。量子状態はノイズに対して極めて脆弱であるため、通信や計算の過程で発生するエラーの大きさを定量的に把握し、制御することが極めて重要となる。このため、システムの性能を客観的な指標で評価するための標準的な手法が長年にわたり研究されてきた。

個々の量子ゲートの品質評価手法として最も広く用いられているのが、ランダム化ベンチマーキング (Randomized Benchmarking, RB) である [2]。RB は、ランダムに選ばれた一連のクリフォードゲートを量子ビットに適用し、その最終状態を測定することで、ゲート操作全体の平均エラー率を推定する。この手法の利点は、状態準備や測定におけるエラー (State Preparation and Measurement error, SPAM error) の影響を受けにくく、特定のゲートセットに対する忠実度を頑健に評価できる点にある。RB は単一量子ビットゲートの評価手法として確立されており、多量子ビットシステムへの拡張も研究されている [3]。

しかし、ランダム化ベンチマーキングは強力な手法である一方、その適用範囲や推定精度には理論的な限界も存在

することが知られている。例えば、RB が正確なエラー率を与えるためには、ノイズが時間に依存せず、かつゲートに依存しないといった仮定が必要となる [4]。現実のデバイスでは、クロストークや時間的に変動するノイズなど、これらの仮定から外れるエラー源が存在するため、RB による評価結果の解釈には注意を要する。

ゲートレベルの評価に加えて、近年ではネットワーク全体の性能を評価するためのベンチマーキング手法も提案されている [5]。ネットワークにおいては、個々のゲート品質だけでなく、ノード間のリンク品質やもつれ配送プロトコルの性能が重要となる。Helsen らが提案した手法は、ネットワーク全体を一つのブラックボックスと見なし、特定のタスクを実行させた際の性能を評価することで、より実用に近い形で品質評価を可能にする。これは、単一コンポーネントの評価から、システム全体の機能評価へと視点を広げる重要な取り組みである。

本研究が取り組むリンク忠実度推定は、限られた測定資源を用いて最も品質の高いリンクを特定する問題であり、不確実性の下での逐次的意思決定問題である多腕バンディット問題 (Multi-Armed Bandit, MAB) として定式化できる。MAB は、未知の確率分布に従う報酬を生成する複数の選択肢 (アーム) の中から、総報酬を最大化するように試行を繰り返す問題の総称である。リンク忠実度推定の文脈では、各リンクがアームに、忠実度の測定がアームを引く行為に、そして測定結果が報酬に相当する。

多腕バンディット問題の枠組みを量子ネットワークのリンク選択に応用した先行研究として、本研究の直接的な基礎となる LinkSelFiE が存在する [1]。LinkSelFiE は、複数の並列リンクの中から最も忠実度の高いリンクを効率的に特定するためのアルゴリズムである。有望なリンクを適応的に追加測定し、品質の低いリンクの測定を早期に打ち切ることによって、全体の測定コストを大幅に削減することを可能にした。しかし、LinkSelFiE の問題設定は単一のノードペア間に限定されており、ネットワーク全体の通信需要の異質性を考慮していない。本研究は、この LinkSelFiE の考え方を拡張し、経路ごとの重要度を導入する点で新規性を有する。

LinkSelFiE の問題設定をさらに発展させ、ネットワーク全体の経路選択へと応用範囲を広げる研究も活発に進められている。例えば、量子版の BGP (Border Gateway Protocol) を想定し、ネットワークベンチマーキングを通じてオンラインで最適経路を選択する研究 [6] や、機械学習の手法を用いて最適な量子通信経路を学習する研究 [7] が報告されている。これらの研究は、単一リンクの品質評価から、より大規模で動的なネットワークにおける経路全体の最適化へと関心が移行していることを示しており、本研究とも共通の方向性を持つ。

これらの研究の理論的基盤である多腕バンディット問題、特に最適アーム識別 (Best-Arm Identification, BAI) は、それ自体が機械学習分野の重要な研究課題として深く研究されてきた [8]。BAI は、試行回数の sonunda 最も期待報酬の高いアームを特定することを目的とする MAB の一分野であり、固定予算設定や固定信頼度設定など、様々な問題設定が提案されている [9], [10]。LinkSelFiE をはじめとする多くのリンク選択手法は、これらの BAI アルゴリズムに着想を

得ており、本研究もこの理論的基盤の上に構築されている。

本研究におけるシミュレーション評価では、量子ネットワークの研究開発で広く利用されている NetSquid シミュレータを用いた [11]。NetSquid は、量子ビットの物理的な振る舞いから高レベルのプロトコルまでを統一的に記述できる、離散事象シミュレーションのフレームワークである。このような精緻なシミュレータの存在が、複雑な量子ネットワークにおけるプロトコルの設計と性能評価を可能にしている。

III. 通信需要を考慮したリンク忠実度計測問題

本章では、本研究が扱う問題を定式化する。本研究では、量子ネットワークにおけるリンク品質の推定問題を拡張し、通信経路ごとの重要度、すなわち通信需要という経済的・運用的な価値尺度を導入する。これにより、単に物理的な品質が高いリンクを発見するだけでなく、ネットワーク全体の運用価値を最大化するという、より実践的な問題設定を取り扱う。

本問題は、単一の始点ノード S と N 個の終点ノード D_n ($n = 1, \dots, N$) から成るスター型ネットワークを対象とする。各ノードペア (S, D_n) 間には、複数の並列な物理リンクから成るリンク集合 L_n が存在すると仮定する。各リンク $l_{nj} \in L_n$ の真の忠実度 f_{nj} は未知であり、測定を通じてのみその値を推定できる。

問題の入力として、各ノードペア (S, D_n) の重要度 I_n と、利用可能な総測定予算 C が与えられる。重要度 I_n は、特定の通信経路が担うタスクの優先度や要求品質を反映する正規化された値であり、これが通信需要に相当する。総測定予算 C は、忠実度の推定に費やることができる測定操作の総コストの上限を定める。

ここでの課題は、各リンクの忠実度が未知であるという不確実性の下で、測定資源をいかに配分するかを決定することである。すなわち、どのノードペアの、どのリンクに対して、どれだけの回数の測定を行うかという配分戦略を導出することが求められる。精度の高い忠実度推定には多くの測定コストを要するため、全てのリンクの品質を完全に把握することは現実的ではない。

本問題の目的は、限られた測定予算の制約下で、ネットワーク全体で得られる価値の総和を最大化することである。あるノードペア n を選択し、その中で最も忠実度が高いと推定されたリンク l_{nk} の忠実度を $\hat{f}_{nk}^*$ とするとき、その経路から得られる価値は、重要度 I_{n_k} と推定忠実度 $\hat{f}_{n_k}^*$ の積で定義される。したがって、本問題は、以下の目的関数を最大化するノードペアの集合 S_{sel} を見出す問題として定式化される。

$$\text{maximize} \sum_{n_k \in S_{\text{sel}}} I_{n_k} \hat{f}_{n_k}^* \quad (1)$$

このとき、全てのリンクに対する総測定コストは、与えられた総測定予算 C を超えてはならない。これを制約条件として式で表すと、以下ようになる。

$$\sum_{n=1}^N \sum_{l \in L_n} \text{Cost}(l) \leq C \quad (2)$$

ここで $\text{Cost}(l)$ は、リンク l の忠実度推定に要した測定コストを示す。

IV. 提案手法：二段階貪欲法 (Two-Phase Greedy) による資源配分

本章では、前章で定式化した通信需要を考慮したリンク忠実度計測問題に対し、効率的な近似解法である二段階貪欲法 (Two-Phase Greedy) を提案する。本手法は、組合せ最適化問題に対する実用的なヒューリスティック解法として、解の品質と計算コストのバランスを考慮して設計されている。特に、大規模なネットワークにおいて全てのリンクの忠実度を正確に測定することが現実的でない状況を想定し、限られた測定資源を準最適に配分することを目指す。

本手法は、大局的な品質分布を把握する広域探索フェーズと、有望な経路に資源を集中させる集中的活用フェーズの二段階で構成される。最初にネットワーク全体を広く浅く調査することで有望な領域を見定め、次いでその領域を集中的に調査するという戦略は、探索空間が広大な問題において有効なアプローチである。これにより、測定資源が価値の低いリンクの精密な調査に浪費されることを防ぎ、ネットワーク全体の総価値を効率的に高めることが期待できる。

はじめに、本手法への入力と、最終的に得られる出力を明確に定義する。本手法への入力は以下の通りである。

- ネットワークトポロジ: 始点ノード S 、終点ノード集合 $\{D_n\}_{n=1}^N$ 、および各ノードペア (S, D_n) 間に存在する物理リンクの集合 L_n 。
- 通信需要: 各ノードペア (S, D_n) の重要度 $I_n \in [0, 1]$ 。
- 測定予算: 利用可能な総測定コストの上限 C 、および広域探索フェーズで各ノードペアに割り当てる初期測定コスト C_{init} 。

一方、本手法の出力は、各ノードペア n について、その中で最も忠実度が高いと最終的に判断されたリンクの推定忠実度 $\hat{f}_n^*$ である。

第一段階である広域探索フェーズでは、総測定予算の一部を全てのノードペアに均等に配分し、各経路におけるリンク忠実度の初期推定値を低コストで取得する。具体的には、各ノードペア (S, D_n) 内のリンク集合 L_n に対し、それぞれ初期測定コスト C_{init} を上限として忠実度測定を実行する。この測定は、先行研究である LinkSelFiE [1] のような逐次的な最適アーム識別手法を用いて行われる。 C_{init} を消費するか、あるいは最も忠実度の高いリンクが特定できた時点で測定を打ち切り、その時点での最良リンクの推定忠実度を初期推定値 $\hat{f}_n^{\text{init}}$ とする。このフェーズの目的は、あくまでネットワーク全体の品質傾向を低コストで把握することにあるため、 C_{init} は比較的小さな値に設定される。

第二段階である集中的活用フェーズでは、第一段階で得られた初期推定値と各経路の重要度に基づき、残りの測定資源を価値の高い経路から順に、貪欲に配分する。まず、全ノードペア n に対して、その経路がもたらす価値の期待値を表す価値スコア $V_n = I_n \times \hat{f}_n^{\text{init}}$ を計算する。次に、この価値スコア V_n が高い順にノードペアを整列させる。そして、総測定予算の残り $C_{\text{remain}} = C - \sum_n (\text{消費コスト}_n^{\text{init}})$ を、整列された順序に従って各ノードペアに割り当てていく。すなわち、最も価値スコアの高いノードペアから順に、残りの予算の全てを投じて再度 LinkSelFiE による忠実度測定を実行し、より精度の高い推定値 $\hat{f}_n^*$ を得る。これを予算が尽きるまで、あるいは全てのノードペアの再測定が完了するまで繰り返す。一度も第二段階の測定対象とならなかった

ノードペアについては、初期推定値 $\hat{f}_n^{\text{init}}$ を最終的な推定忠実度 $\hat{f}_n^*$ とする。

以上の二段階処理により、本手法は限られた測定資源をネットワーク全体の価値が最大となるよう効率的に配分することを目指す。広域探索によって有望な経路を大局的に特定し、活用フェーズでそれらの経路の忠実度推定精度を集中的に高めるという貪欲戦略は、計算コストを現実的な範囲に抑制しつつ、高品質な解を得るための有効な近似解法である。

V. 実験

本章では、提案手法である二段階貪欲法の有効性を定量的に評価するため、量子ネットワークシミュレータを用いて行った計算機シミュレーションの詳細と、その評価結果について述べる。

本シミュレーションの目的は、限られた測定予算の制約下において、提案手法が比較手法よりも効率的にネットワーク全体の総価値を最大化できることを示すことにある。そのために、総測定予算を変化させた際のネットワーク総価値スコアの推移を計測し、提案手法と二つの比較手法との性能を比較評価する。

評価には、量子ネットワークの研究開発で広く用いられているシミュレータ NetSquid [11] を用い、1つの始点ノードと複数の終点ノードから成るスター型トポロジを想定した。本評価では、ネットワーク規模の指標となる隣接ノード数を3 ($N = 3$) および5 ($N = 5$) とした二種類のトポロジを対象とした。

実験では、品質の異なる物理リンクが混在し、かつ通信経路ごとに重要度が異なる、より現実的な状況を模倣するためのパラメータ設定を用いた。具体的には、各ノードペア (S, D_n) 間には5本の独立な物理リンクが存在すると仮定する。このうち1本のリンクの平均忠実度を0.95、残りの4本の平均忠実度を0.85とし、それぞれ正規分布に従って忠実度の真値を設定した。これは、高品質なリンクと標準的な品質のリンクが混在する状況を表現するためである。また、各ノードペアの重要度 I_n は、区間 $[0, 1]$ 上の一様乱数により生成した。

提案手法である二段階貪欲法では、広域探索フェーズで各ノードペアに初期測定コスト $C_{\text{init}} = 40$ を割り当て、初期推定値を得る。続く集中的活用フェーズでは、初期推定値と重要度から算出される価値スコアに基づき、残りの測定予算を価値の高いノードペアから順に配分する。各ノードペア内における最良リンクの特定には、先行研究である LinkSelFiE [1] を用いた。

提案手法の有効性を明らかにするため、測定資源をネットワーク全体に均等に配分する二つの基本的な手法を比較対象とした。第一の比較手法 Uniform-LinkSelFiE は、総測定予算を全てのノードペアに均等に配分し、各ペア内で LinkSelFiE を用いて最良リンクを特定する。第二の比較手法 Uniform-Naive は、総測定予算を全てのノードペア、かつ全ての物理リンクに均等に配分し、得られた推定忠実度に基づいて最良リンクを選択する、最も単純なアプローチである。

評価指標には、各通信経路の重要度 I_n と最終的に選択されたリンクの推定忠実度 $\hat{f}_n^*$ の積を、全ての通信経路について合計したネットワーク総価値スコアを用いた。この総価値スコアは、式 (1) で定義した本研究の最適化対象その

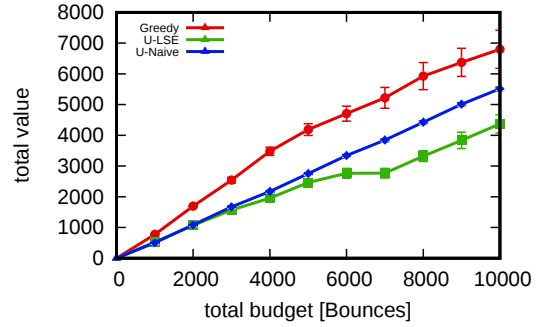


Fig. 1. 隣接ノード数が3の場合における測定予算と総価値スコアの関係

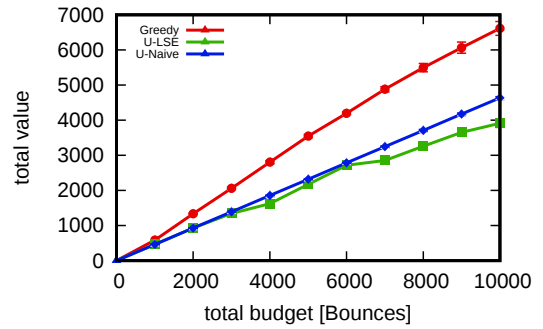


Fig. 2. 隣接ノード数が5の場合における測定予算と総価値スコアの関係

ものである。なお、シミュレーション結果の信頼性を担保するため、各測定予算の値について独立なシミュレーションを20回実施し、その平均値と95%信頼区間を算出した。

まず、隣接ノード数が3の場合、提案手法はいずれの測定予算においても比較手法を一貫して上回る総価値を達成した。図1に、総測定予算を横軸に、ネットワーク総価値スコアを縦軸にとった結果を示す。図からわかるように、特に測定予算が小さい領域において、提案手法は比較手法に比べて急峻に総価値を高めている。

この結果は、提案手法が通信需要の高い経路へ優先的に資源を配分することで、特に測定予算が限られる初期段階で高い投資対効果を実現していることを示唆する。有望な経路の忠実度推定に資源を集中させるため、少ない予算で効率的にネットワーク全体の価値を向上できる。一方で、測定予算の増加に伴い、総価値の上昇率は緩やかになる。これは、価値の高い経路の忠実度推定がある程度収束した後、追加の測定予算が相対的に価値の低い経路の推定精度向上に用いられるため、全体価値への貢献が限定的になるためである。

次に、隣接ノード数を5に増加させた場合、提案手法と比較手法との性能差はさらに拡大する傾向が見られた。図2は、隣接ノード数が5の場合の結果を示す。隣接ノード数が3の場合と同様に、提案手法が最も高い性能を示している。さらに、測定予算が増加するにつれて、提案手法とUniform-LinkSelFiEとの性能差が、図1の場合と比較してより大きく開いていることが確認できる。

探索対象となるリンク数が増加したことで資源配分の効率性がより重要となり、通信需要とリンク品質の初期推定値に基づいて資源を集中させる提案手法の優位性がより顕著に現れたものと考えられる。ネットワーク規模が拡大すると、各リンクに配分できる平均的な測定予算は減少し、資源を闇雲に分散させる手法では十分な推定精度を得ることが困難になる。このような状況において、提案手法の戦略的な資源配分が効果的に機能した結果である。

以上の結果から、提案手法は、ネットワークの規模や利用可能な測定予算によらず、通信需要を考慮した効率的な資源配分によってネットワーク全体の価値を最大化する上で高い有効性を持つことが示された。特に、資源制約が厳しい状況や、大規模なネットワークにおいて、その有効性はより顕著となることが期待される。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 24K02936 の助成を受けたものである。

REFERENCES

- [1] M. Liu, Z. Li, X. Wang, and J. C. Lui, “LinkSelFiE: Link Selection and Fidelity Estimation in Quantum Networks,” in *Proceedings of the 43rd IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM 2024)*, pp. 1421–1430, May 2024.
- [2] E. Knill, D. Leibfried, R. Reichle, J. Britton, R. B. Blakestad, J. D. Jost, C. Langer, R. Ozeri, S. Seidelin, and D. J. Wineland, “Randomized benchmarking of quantum gates,” *Physical Review A*, vol. 77, no. 1, p. 012307, 2008.
- [3] J. Helsen, F. Battistel, and B. M. Terhal, “Multiqubit randomized benchmarking using few samples,” *Physical Review A*, vol. 100, no. 3, p. 032304, 2019.
- [4] J. M. Epstein, A. W. Cross, E. Magesan, and J. M. Gambetta, “Investigating the limits of randomized benchmarking protocols,” *Physical Review A*, vol. 89, no. 6, p. 062321, 2014.
- [5] J. Helsen and S. Wehner, “A benchmarking procedure for quantum networks,” *npj Quantum Information*, vol. 9, no. 1, p. 17, 2023.
- [6] M. Liu, Z. Li, K. Cai, J. Allcock, S. Zhang, and J. C. Lui, “Quantum bgp with online path selection via network benchmarking,” in *IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, pp. 1401–1410, IEEE, 2024.
- [7] X. Wang, M. Liu, X. Liu, Z. Li, M. Hajiesmaili, J. C. Lui, and D. Towsley, “Learning best paths in quantum networks,” in *IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, IEEE, 2025.
- [8] S. Bubeck and N. Cesa-Bianchi, “Regret analysis of stochastic and nonstochastic multi-armed bandit problems,” *Foundations and Trends® in Machine Learning*, vol. 5, no. 1, pp. 1–122, 2012.
- [9] J.-Y. Audibert and S. Bubeck, “Best Arm Identification in Multi-Armed Bandits,” in *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Learning Theory (COLT)*, (Haifa, Israel), June 2010.
- [10] K. Jamieson and R. Nowak, “Best-arm identification algorithms for multi-armed bandits in the fixed confidence setting,” in *2014 48th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*, pp. 1–6, IEEE, 2014.
- [11] T. Coopmans, R. Knegjens, A. Dahlberg, D. Maier, L. Nijsten, J. Oliveira, M. Papendrecht, J. Rabbie, F. Rozpedek, M. Skrzypczyk, et al., “Netsquid, a network simulator for quantum information using discrete events,” *Communications Physics*, vol. 4, no. 1, p. 164, 2021.