

量子ネットワークの動的経路選択法

Dynamic Route Selection Method for Quantum Networks

Kim Minkyu

上山 憲昭

Kim Minkyu

Noriaki Kamiyama

立命館大学 情報理工学部 情報理工学科

Faculty of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

1. はじめに

量子プロセッサの性能は利用可能なキュービット数に依存するが、現状では単一プロセッサのキュービット数は127程度に制限されており、大規模な量子計算の実行には不十分である。この制限を克服するため、量子プロセッサをネットワークで接続し、分散量子計算を実現する量子ネットワークが注目されている。

量子ネットワークの実現には、量子状態の脆弱性や量子メモリのコヒーレンス時間の制限など、量子系特有の課題が存在する。特に、量子状態の忠実度 (Fidelity) の維持が重要な課題となっている。これに加え、ネットワークの負荷変動に応じて適応的に経路を選択する手法が求められているが、従来手法では動的な変化への効果的な対応が困難である。

本研究では、MAB (Multi-Armed Bandits) を用いた動的経路選択手法を提案する。提案手法は、End-to-End 忠実度と遅延時間のトレードオフを考慮しながら、到着率の変動に適応的に対応することが可能である。

2. 量子通信の概要

量子通信において最も重要な基盤技術である量子もつれは、強い相関性を持つ一対の量子状態を生成し、その測定を通じて忠実度 (Fidelity) を確認することができる。忠実度は理想の量子状態 σ と実際の量子状態 σ' との重なり具合を表す指標として以下の式で定義される：

$$F = \left(\text{Tr} \sqrt{\sqrt{\sigma} \sigma' \sqrt{\sigma}} \right)^2 \quad (1)$$

ここで、 Tr は行列の対角成分の総和を表すトレース演算子である。この値は0から1の範囲に収まる。通常のデータ通信と異なり、量子状態は環境との相互作用により劣化し、特に長距離伝送時の損失が問題となる。さらに、測定によって状態自体が変化するという量子力学特有の性質により、経路選択において事前の Fidelity 予測が困難という課題が存在する。[2]。

量子状態の忠実度を向上させる手法として、量子蒸留 (Quantum Distillation) 技術が提案されている。[1]。量子蒸留の基本的な動作手順は以下の通りである。まず2組のベル対を準備し、その内1組をソース対、もう1組を測定により消費されるターゲット対 (犠牲対) として使用する。送信者 (Alice) と受信者 (Bob) は各々の2量子ビットに CNOT ゲート操作を施し、量子もつれを生成する。その後、ターゲット対の量子ビットを計算基底で測定し、古典通信を通じて測定結果を比較する。測定結果が一致した場合のみソース対を保持し、不一致の場合は破棄する。この操作を繰り返すことにより、段階的に量子状態の忠実度を向上させることが可能となる。

この技術により、長距離量子通信における忠実度の劣化を補償し、高品質な量子通信を実現することができる。特に、End-to-End 忠実度の保証は、送信元から中継ノードを経由して最終的な受信先までの経路全体で量子状態の品質を維持する上で重要な課題である。

3. 提案方式

本研究では、MAB アルゴリズムを用いて量子ネットワークの効率的な経路選択を実現する。MAB の方式としては、 ϵ -greedy MAB と Thompson Sampling の2つを考える。各々において、遅延時間 D と忠実度 F を考慮した以下の報酬関数を用いる。

$$R = w_1 \frac{1}{D} + w_2 F \quad (w_1 = w_2 = 0.5) \quad (2)$$

3.1 ϵ -greedy MAB

確率 ϵ でランダムな経路を探索し、確率 $(1 - \epsilon)$ で最適な経路を選択する。各経路の選択に応じて次式により Q 値を更新し、動的な学習を行う。

$$Q_{t+1} = Q_t + \frac{1}{n} (R_t - Q_t) \quad (3)$$

ここで、 n は各経路の選択回数であり、動的な学習率として機能する。この更新式は、現在の推定値 Q_t と実際の報酬 R_t との差分に基づいて価値を更新する。 $(R_t - Q_t)$ は推定誤差を表し、これに $\frac{1}{n}$ を乗じることによって、選択回数が増えるにつれて更新幅が徐々に小さくなり、価値推定の安定性が向上する。これにより、経路選択の経験を積むほど、より正確な Q 値の推定が可能となる。

3.2 Thompson Sampling

Beta 分布を用いた経路選択を行い、成功/失敗に応じてパラメータ (α, β) を更新する。サンプリング値が最大となる経路を選択することで、探索と活用のバランスを取る。

$$\theta_i \sim \text{Beta}(\alpha_i, \beta_i) \quad (4)$$

この式は、各経路 i に対して Beta 分布からパラメータ θ_i をサンプリングすることを表す。Beta 分布は $[0, 1]$ の範囲で確率分布を表現でき、 α と β のパラメータにより分布の形状が決定される。パラメータ更新は以下の式で行う：

$$\alpha_{t+1} = \alpha_t + r_t, \quad \beta_{t+1} = \beta_t + (1 - r_t) \quad (5)$$

ここで、 r_t は正規化された報酬値 (0-1 の間) を表す。報酬が高い場合は α が増加し、低い場合は β が増加する。これにより、成功経験が多い経路ほど高い確率でサンプリングされ、かつ不確実性を考慮した探索も自然に行われる。

4. 性能評価条件

4.1 性能評価指標

提案方式の性能を評価するために、以下の3つの指標を用いる。

1. 遅延時間 (Delay)

全体の遅延時間 D は、量子演算処理時間 (伝搬、蒸留、スワップを含む) t_{proc} 、量子テレポーテーション遅延 $t_{teleportation}$ 、量子転送時間 (発着 SD ペア間の総距離/高速) t_{trans} を用いて次式で得られる。

$$D = t_{proc} + t_{teleportation} + t_{trans} \quad (6)$$

2. End-to-End の忠実度 (Fidelity)

各リンクの忠実度の積を 0-1 の範囲で正規化し、シングモイド関数を用いて次式で定義する。

$$F_{e2e} = \left(1 + \exp \left(\sum_i (-\log F_i) \right) \right)^{-1} \quad (7)$$

4.2 比較経路選択方式

2つの提案方式 (ϵ -greedy MAB と Thompson Sampling) に加えて、経路候補を順番に選択するラウンドロビン方式を比較する。

5. 評価結果

50 ノードの Waxman ランダムトポロジ (リンク距離 50~300km) に 3 量子チャネルを配置し、3,000 秒のシミュレーションを実施した。1,500 秒の時点で、量子ビット転送の要求発生率を変化させた。具体的には、0~1,500 秒の期間は、要求発生率を 0.55~2.5 に設定し、1,500~3,000 秒の期間は、要求発生率を 8~10 に設定した。

Fig.1に、各タイムスロット (10 秒) における平均遅延時間を経過時間に対してプロットする。Thompson Sampling は(5~6 秒)と最も優れた性能を示し、Epsilon-Greedy (8~12 秒)、Round Robin (13~15 秒) と比較して明確な優位性が確認できる。

Fig.2に、E2E 忠実度を同様にプロットするが、Thompson Sampling が約 0.42 の最高値を維持し、Epsilon-Greedy (約 0.38)、Round Robin (約 0.35) を上回った。

また Fig.3に、総合的な報酬値を同様にプロットするが、Thompson Sampling が (0.32~0.33) と最高性能を示し、特に 1,500 秒での到着レート上昇後も安定した性能を維持しており、動的な負荷変動への高い適応性が確認された。

6. まとめ

Thompson Sampling は全ての評価指標で最高性能を示したが、実験設定における制約 (忠実度 0.7-1.0、遅延時間 5-44 秒) により、学習効果の観察が限定的となった可能性がある。また、各アルゴリズムは短距離経路を嗜好する傾向を示したが、これは必ずしも最適な選択とはならず、量子操作による追加遅延の影響が確認された。これらの結果は、量子ネットワークにおける経路選択の複雑性を示唆している。今後は、より広範な条件下での評価が必要である。

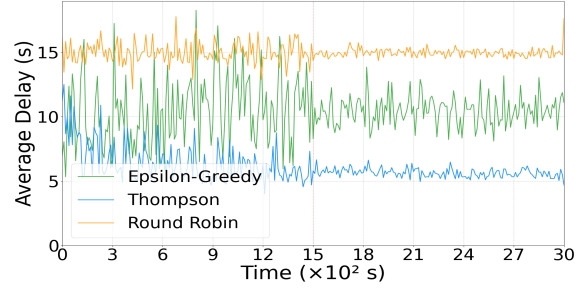


Figure 1: 平均遅延時間 (Delay) の比較

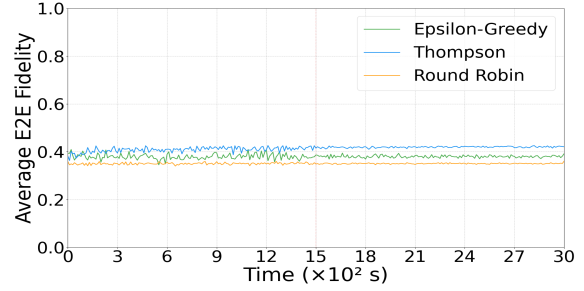


Figure 2: 平均 End-to-End Fidelity の比較

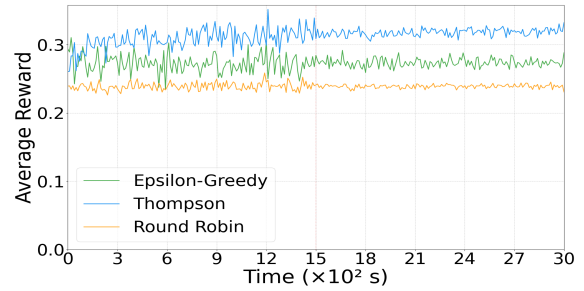


Figure 3: 平均報酬 (Rewards) の比較

本研究成果は JSPS 科研費 23K11086, 23K21664, 23K28078 の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

References

- [1] Jian-Wei Pan, Christoph Simon, Časlav Brukner, and Anton Zeilinger. Entanglement purification for quantum communication. *Nature*, 410(6832):1067–1070, 2001.
- [2] Sara Santos, Francisco A Monteiro, Bruno C Coutinho, and Yasser Omar. Shortest path finding in quantum networks with quasi-linear complexity. *IEEE Access*, 11:7180–7194, 2023.