

量子ネットワークの動的経路選択法

Kim Minkyu 上山憲昭
立命館大学 情報理工学部

1. 研究背景

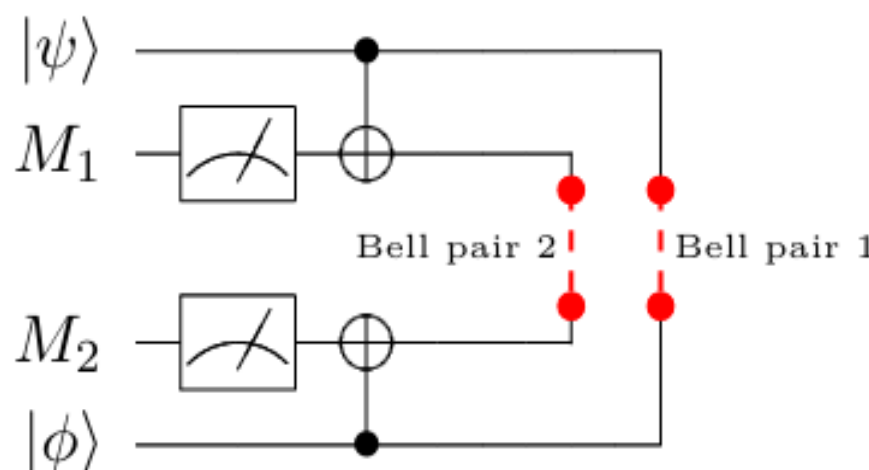
- 量子ネットワーク
 - 単一量子プロセッサのキュービット数(約127個)の制限を克服するため、分散量子コンピューティングが注目されている
 - 量子状態は環境との相互作用により劣化し、特に長距離通信での忠実度(Fidelity)維持が課題
- 既存研究
 - 静的環境を前提としたシミュレーションが多く、動的なネットワーク環境に対応する経路選択手法が不足
- 研究目標
 - Multi-Armed Bandit (MAB) アルゴリズムを用いた動的経路選択手法の開発
 - End-to-End忠実度と遅延時間のトレードオフを考慮し、ネットワーク負荷変動に適応的に対応

2. 忠実度(Fidelity)

- 定義と特性
 - 理想の量子状態と実際の量子状態の類似度を表す指標(0~1の範囲)
 - $$F = \left(\text{Tr} \sqrt{\sqrt{\sigma} \sigma' \sqrt{\sigma}} \right)^2$$
 - 値が1に近いほど理想状態に近い高品質な量子状態を表す
- 量子通信での課題
 - 測定によって量子状態自体が変化する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

3. 量子蒸類(Distillation)

- 定義
 - 低品質な量子もつれから高品質な量子もつれを生成する技術
- 動作の基本原理
 - 精製対象と補助用の2つベル対を使用
 - CNOT演算と測定結果の照合による品質改善
 - 測定結果が一致した場合のみ、改善された状態を保持
- 実装上の課題
 - 量子ビット・ゲート操作や犠牲ペアのリソース消費
 - ラウンド数増加に伴う処理遅延



4. 提案方式

- MAB(Multi-armed Bandits)アルゴリズム
 - 複数の選択肢から最適解を学習、探索と活用の効率的なバランス
 - 経路をスロットマシンとして、E2E Fidelity・遅延を報酬算出
- Thompson Sampling
 - MAB問題において、各アクションの成功確率を β 分布で推定

- $\theta_i \sim \text{Beta}(\alpha_i, \beta_i)$
- 報酬(成功・失敗)を観測するたびにパラメータ(α, β)を更新
- $\alpha_i \leftarrow \alpha_i + r, \quad \beta_i \leftarrow \beta_i + (1 - r)$
- ϵ -Greedy
 - 確率 ϵ で探索、 $1 - \epsilon$ で最良経路を選択
 - $Q_{t+1} = Q_t + \frac{1}{n}(R_t - Q_t)$
- Round Robin
 - 比較対象、順次選択方式

5. 性能評価

- MABの評価指標
 - 遅延時間
 - $D = t_{proc} + t_{tele} + t_{trans}$
 - 量子処理、テレポーテーション、伝送時間の合計
 - End-to-End Fidelity
 - $F_{e2e} = (1 + \exp(\sum_i (-\log F_i)))^{-1}$
 - 各リンクのFidelityに基づく経路全体の品質指標
 - 総合的な報酬
 - $R = w_1 \frac{1}{D} + w_2 F$ ($w_1 = w_2 = 0.5$)
- 遅延時間とFidelityを同じ重みで考慮した評価指標

- 評価結果
 - Thompson Samplingが全評価指標で最高性能
 - Distillation効果による品質確保
 - 到着率変動後も安定した性能を維持、動的環境への高い適応性を確認

