

Research Meeting

Shun Yamachika

Department of Informatics, School of Science and Technology

Kwansei Gakuin University

Sanda, Hyogo, Japan

shun@lsnl.jp

I. LINKSELFIE の実験設定について

A. P (Point : 結論・要点)

LinkSelfie の論文では、均等配分戦略 (VanillaNB) は各リンクに過剰な資源配分を要求するという前提で議論されているが、各リンクごとの資源配分を大幅に削減した均等配分戦略 (Vanilla 20NB、Vanilla 4NB) が LinkSelfie と同等の性能を劇的に少ない資源で達成しているため、LinkSelfie はアルゴリズムの資源効率性における優位性を示せていない。

B. R (Reason : 理由)

LinkSelfie は、ベースラインである均等配分手法 (VanillaNB) に、特に理由なく過剰な試行回数 $T=200$ (各リンクに 2,000 バウンス) を設定し、その上でより少ない資源で同等以上の性能を目指すという形で優位性を示そうとしている。しかし T を大幅に削減した均等配分戦略 (Vanilla 20NB、Vanilla 4NB つまり各リンクに 200 バウンス、40 バウンス) を LinkSelfie と同じ実験設定下で実験すると以下の結果が得られた。

- 最適リンクの判別率: Vanilla 4NB、Vanilla 20NB は LinkSelfie と同程度の最適リンク判別率を達成。
- 量子資源消費: Vanilla 20NB、Vanilla 4NB は、LinkSelfie と比較して劇的に少ない総バウンス数 (量子資源) でアルゴリズムが終了している。
- 忠実度推定精度: Vanilla 20NB が LinkSelfie と同等の高い忠実度推定精度 (相対誤差 1% 未満) を実現できている。

つまり、LinkSelfie が解決しようとした「最小限の量子資源で、最も高忠実度なリンクを特定し、その忠実度を正確に推定する」という目的は、LinkSelfie よりも少ない資源と単純な戦略 (Vanilla 20NB) によって、十分達成可能である。

この結果より、均等配分戦略は LinkSelfie が前提としていたような過剰な資源配分を必要としないことを明らかにしている。したがって、LinkSelfie が単純なベースライン手法を資源効率性で上回るという優位性は示せていないと考える。

C. E (Example : 具体例)

LinkSelfie が目指す「最小限の量子資源で、最も高忠実度なリンクを特定し、その忠実度を正確に推定する」という目的が、LinkSelfie よりもはるかに少ない資源と単純な戦略 (均等配分戦略) によっても十分に達成可能であることをシミュレーションによって示す。

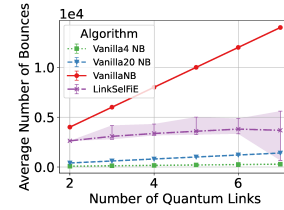


Fig. 1. Amplitude Damping - Cost vs Path Number

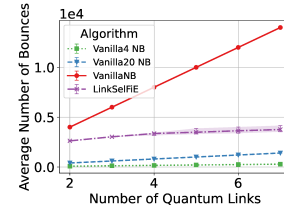


Fig. 2. Bit-Flip - Cost vs Path Number

VanillaNB は、各リンクを同じ回数だけベンチマークする単純な手法であり、LinkSelfie ではその繰り返し回数 T が 200 に設定されていた。

繰り返し回数の少ない均等配分戦略アルゴリズムの有効性を評価するために、今回の実験では $T=4$ と $T=20$ の Vanilla 4NB、Vanilla 20NB を実装し、LinkSelfie とこれらの均等配分戦略を比較する。

実験設定や各パラメータ設定は LinkSelfie と同じ実験設定で行なった。

● 実験の設定

我々は 2 つのノード (ソース S とデスティネーション D) から成る単純なネットワークを構築し、その間に L 本のエンタングルメントリンクを配置する。各リンクは 4 種類の標準的な量子ノイズモデルに従う Depolarizing Noise (脱分極ノイズ) Dephasing Noise (位相緩和ノイズ) Amplitude Damping Noise (振幅減衰ノイズ) Bit-Flip Noise (ビット反転ノイズ) これらのノイズモデルのパラメータは、同一の忠実度値に対応するように変換されている。

まず、これらのリンク選択アルゴリズムにおける量子リソース消費を評価する。忠実度ギャップ $\epsilon = 0.05$ を固定し、複数の量子エンタングルメントリンクで接続された 2 ノードの量子ネットワークをシミュレートする。それぞれのリンクは、忠実度 $1, 1 - \epsilon, 1 - 2\epsilon, \dots, 1 - (L - 1)\epsilon$ を持つものとする。その後、各リンク選択アルゴリズム

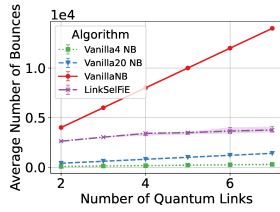


Fig. 3. Dephasing - Cost vs Path Number

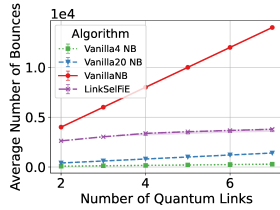


Fig. 4. Depolarizing - Cost vs Path Number

ムをネットワークに適用し、さまざまな L の値に対してアルゴリズムが終了する際の量子リソース消費量を測定する。ここで、量子リソース消費量の指標として総バウンス数を使用し、結果は 10 回の試行の平均をとった。Vanilla 4NB、Vanilla 20NB が LinkSeLFiE よりも少ない資源で配分できていることがわかる。バウンス数は $L = 7$ のときに Vanilla 20NB で LinkSeLFiE の半分以下、Vanilla 4NB は $1/10$ ほどである。

次に、リンク選択アルゴリズムにおける最適リンク判別率を評価する。忠実度ギャップ $= 0.05$ を固定し、複数の量子エンタングルメントリンクで接続された 2 ノードの量子ネットワークをシミュレートする。それぞれのリンクは、忠実度 $1, 1 - \epsilon, 1 - 2\epsilon, \dots, 1 - (L - 1)\epsilon$ を持つものとする。その後、各リンク選択アルゴリズムをネットワークに適用し、さまざまな L の値に対してアルゴリズムの最適リンク判別率を測定する。ここで最適リンク判別率とはアルゴリズムが真の忠実度が最大のリンクを正しく選択できた確率のことである。結果は 10 回の試行の平均をとった。Vanilla 4NB、Vanilla 20NB では LinkSeLFiE と同等の判別率があることがわかる。

D. Fidelity Estimation Accuracy

次に、各アルゴリズムの忠実度推定精度を評価する。各リンクの平均忠実度はそれぞれ $\mu_1 = 0.95$ および $\mu_i = 0.85$ ($i = 2, 3, \dots, L$) と設定する。各リンク i の忠実度 f_i は、平均 μ_i 、分散 $1/4$ のガウス分布からサンプリングされる。その後、各アルゴリズムをこのネットワークに適用し、各アルゴリズムが選択した最適リンクの推定忠実度を得る。アルゴリズムが出力した推定忠実度を、真の忠実度と比較することで、相対誤差 (relative error) を求める。リンク数 L を 2 から 20 まで変化させ、各設定について 10 回の試行を行い、その平均値を結果として出力する。

LinkSeLFiE の論文では“LinkSeLFiE の相対誤差は 1% 未満であり、他のアルゴリズムと比較して有意な差は見られない。”と言及されていた。Vanilla 20NB の相対誤差も 1%

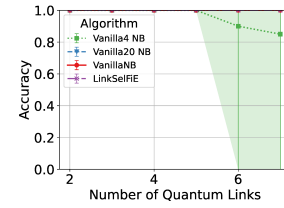


Fig. 5. Amplitude Damping - Accuracy vs Path Number

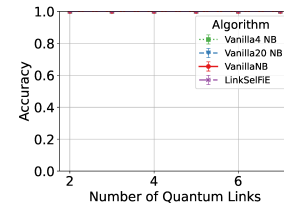


Fig. 6. Bit-Flip - Accuracy vs Path Number

未満であり、LinkSeLFiE と比較して有意な差は見られないと言える。

E. P (Point : 結論の繰り返し)

結果として Vanilla 20NB は LinkSeLFiE よりもはるかに少ないリソースで最適リンクを選択しつつ、同等レベルの忠実度推定精度を達成しており、リンク判別だけならば Vanilla 4NB でもある程度判別可能であるということが分かった。これは量子資源、最適リンクの特定、最適リンクの推定精度という観点で LinkSeLFiE が均等配分手法を上回ることができていないことを示している。ゆえに LinkSeLFiE はアルゴリズムの資源効率性における優位性を示せていない。

II. 補足

A. LinkSeLFiE の目的

- 最小限の量子資源で、最も高忠実度なリンクを特定し、その忠実度を正確に推定するアルゴリズムを設計する

“The main objective of this work is to efficiently estimate the fidelity of established entangled links.”

“Our objective is to identify the link with the highest fidelity from a link set and get its fidelity estimate while consuming as few quantum resources as possible.”

“Our algorithm deliberately considers the property of the network benchmarking, with the objective of identifying the optimal high-fidelity link from a link set with high confidence and consuming as few resources as possible.”

B. 相対誤差について言及している箇所

As expected, LinkSeLFiE can not only identify the optimal link but also evaluate its fidelity accurately. The relative error of LinkSeLFiE is less than 1%, which has no significant difference compared with other algorithms.

誤差 (relative error) 1% 未満で他の手法と同程度としており、LinkSeLFiE レベルの誤差 (0.003) の必要性は書かれていない。

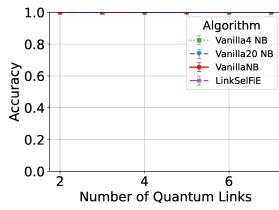


Fig. 7. Dephasing - Accuracy vs Path Number

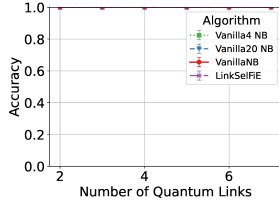


Fig. 8. Depolarizing - Accuracy vs Path Number

C. 実験で実証した内容

Moreover, we perform extensive simulations under various scenarios to corroborate that LINKSELFIE outperforms other existing methods in terms of both identifying the optimal link and reducing quantum resource consumption.

最適リンクの特定と量子資源消費の削減という両方の観点で、既存の他の手法を上回ることを実証していると言っている

D. *VanillaNB* の繰り返し回数 T について言及している箇所

”We compare our algorithm with two baselines, (1) the vanilla network benchmarking algorithm (*VanillaNB*) and (2) the successive elimination algorithm [27] (*SuccElimNB*). *VanillaNB* uniformly benchmarks all the quantum links for each bounce number with a fixed number of repetitions T , which we set to $T = 200$ in our experiments. *SuccElimNB* invokes the network benchmarking subroutine with repetition times $T = 4 \dots$ ”

E. ネットワークベンチマーキング (NB) について

NB は、量子ネットワークのパフォーマンスを測定するための基礎的な手法である。特に、ネットワークのリンク品質を評価するために、量子状態の「バウンス」実験を繰り返すプロトコルが利用される。ネットワークベンチマーキングは、あるリンクを通してエンタングルメントを生成し、その状態を送信ノード S から受信ノード D に何度も往復 (bounce) させることにより、リンクの「生存確率 (survival probability)」を測定する。

実際、1 つのベンチマーク実験は、次のパラメータによって特徴づけられる：

- M : バウンス回数の集合 (例 : $\{1, 2, 3, 4\}$)
- T : 各バウンス回数に対する繰り返し回数 (repetition times)

ベンチマークの過程で、各 $m \in M$ に対して T 回の測定を行い、対応する生存確率 b_m を記録する。これらの観測値 $\{b_m\}$ は、理論的に次のような指数減衰モデルに従う：

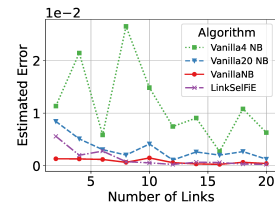


Fig. 9. Amplitude Damping - Estimation Error vs Path Number

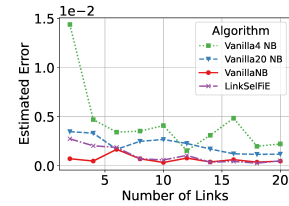


Fig. 10. Bit-Flip - Estimation Error vs Path Number

$$b_m = Ap^{2m},$$

ここで、

- A : 測定および状態準備エラーの影響を表す定数、
- p : 量子チャネルの脱分極パラメータ (depolarizing parameter)

このとき、 p の推定値 \hat{p} から、リンクの平均忠実度 (average fidelity) は次式で求められる：

$$\hat{F} = \frac{1 + \hat{p}}{2}.$$

LinkSeLFIE の論文で NB は量子ネットワーク内のリンク品質を評価するための基本的手続きとして説明されており、全ての手法 (*VanillaNB*, *SuccElimNB*, *LinkSeLFIE*) でこの NB をサブルーチンとして呼び出して動作する。

Network benchmarking (NB) is a fundamental procedure to evaluate the link quality in a quantum network.

F. リンク数が大幅に増えると *Vanilla 4NB*, *Vanilla 20NB* は *LinkSeLFIE* よりも総バウンス数が増えるのか

- *Vanilla20NB* Yes
- *Vanilla4NB* No

LinkSeLFIE は有望なリンクとそうでないリンクを判別するために最初に均等配分を行なう。その際に 4NB を全リンクに渡しているため *Vanilla4NB* よりも少ない総バウンスになることはない。

III. なぜこの話をするのか

ストーリー案に直結しているから。ストーリー案の骨格背景 量子ネットワークにおいて忠実度を高いリンクを効率的に判定する手法 LinkSeLFIE が提案されている動機 LinkSeLFIE は通信需要を考慮していないが、現実には通信需要が高くかつ忠実度の高いリンクの判定が望まれる目的 少ない計測 (バウンス) により利用率 \times 忠実度が高いリンクの判定を可能とする

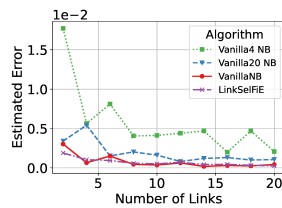


Fig. 11. Dephasing - Estimation Error vs Path Number

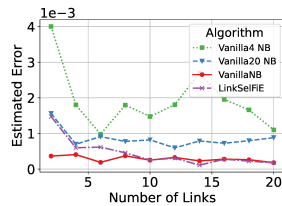


Fig. 12. Depolarizing - Estimation Error vs Path Number

忠実度を高いリンクを効率的に判定する手法が均等配分で十分だとすると解く価値の無い問題になってしまう。特に linkselfie のように最大忠実度のリンクを特定するのではなく、ある程度高い忠実度のリンクさえ分かればいいのならなおさら均等配分で良い。

IV. 今後の方針

ストーリー案を修正するのか？どのように？

- 均等配分ではうまくいかない状況 (バウンスをたくさん使ってしまう状況) を考えなければいけない
 - 測定精度が求められる状況
- マルチホップにすると測定精度が要求される
 - A - B - C - D という経路で A - D 間の測定誤差を 1% 以内にするには A - B 間、B - C 間、C - D 間での測定誤差は 1% よりも少なくしないとイケない。
 - 忠実度は通信の成功率に依存しているので A - D 間で通信が成功するには、A-B, B-C, C-D 間全てで通信が成功しなければいけない。
 - QBGP という手法が既にある
 - * QBGP では通信が確立された後のエンドツーエンドの量子通信が背景。つまり宛先が複数ありそれぞれに通信需要があるという拡張は自然ではないかもしれない