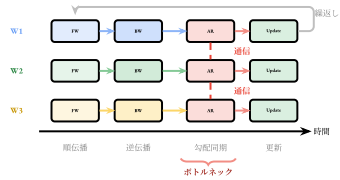


ニッポン放送賞

「効率的な通信と収束保証を両立する大規模AI学習における擬似非同期分散学習手法」

モントリオール大学大学院 情報科学科 (DIRO) 博士課程 6年 長沼 大樹

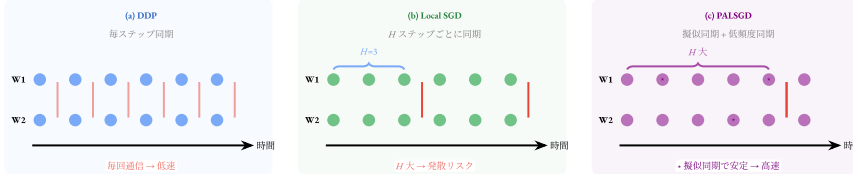
1. 研究背景：大規模 AI 学習における通信ボトルネック



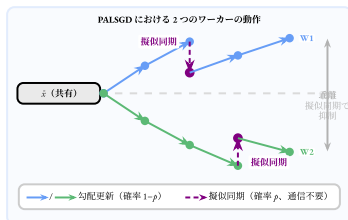
DDP の 1 ステップ：
毎回 All-Reduce で全 GPU の勾配を平均。

- 大規模 AI の学習は数千〜数万 GPU のデータ並列学習が一般的。
 - 標準手法 DDP は毎ステップ全ワーカーの勾配を同期 (All-Reduce)。
 - GPU が速くなるほど All-Reduce 通信の待ち時間が支配的になる。
 - Local SGD は通信を減らせるが、モデルのずれで精度が劣化しやすい。
- 課題：通信頻度を下げても学習品質を落とさない、収束保証付きの分散学習手法が必要。

2. 提案手法：PALSGD による擬似同期



3 手法の通信パターン (2 ワーカー例)。PALSGD は擬似同期 (* 通信しないステップ) でずれを抑え、真の同期を低頻度化する。



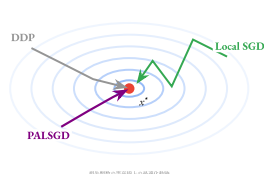
擬似同期：各ワーカーが確率 p で局所モデルを引き戻す。

- 各ワーカーは最後に同期した共有モデルのコピー $\bar{x}$ を保持。
- 通信しないステップでは確率 p で局所モデルを $\bar{x}$ へ近づける。
- この擬似同期は内部計算のみで、追加のワーカー間通信を伴わない。
- ずれを抑えつつ真の同期間隔 H を拡大できる。

擬似同期の更新 (確率 p ・通信しないステップで同期を近似)

$$x_k^{(t+1)} \leftarrow x_k^{(t)} - \frac{\alpha_t \eta_t}{p} (x_k^{(t)} - \bar{x})$$

3. 理論的保証：PALSGD の収束レート



損失関数の等高線上の収束イメージと PALSGD の収束上界。

定理 (PALSGD の収束率)

$$\mathbb{E}[F(\hat{x}_T)] - F(x^*) \leq \tilde{O}\left(\frac{\sigma^2}{\mu KT} + \frac{\kappa H^2 \sigma^2}{\mu T^2}\right)$$

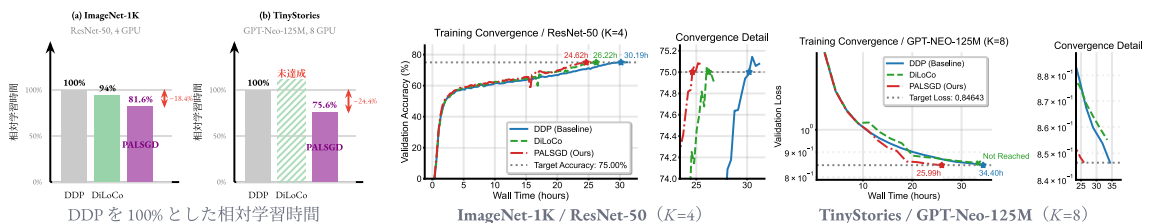
第1項 ワーカー数 K で線形加速
第2項 同期間隔 H の影響 (T^2 で急速に減衰)
 σ^2 : 勾配分散 $\kappa = L/\mu$ 条件数

L -平滑かつ μ -強凸な目的関数に対する収束上界 (非形式)

$$\mathbb{E}[F(\hat{x}_T)] - F(x^*) \leq \tilde{O}\left(\frac{\sigma^2}{\mu KT} + \frac{\kappa H^2 \sigma^2}{\mu T^2}\right)$$

- 第1項：GPU 数 K に反比例＝線形加速。単一ワーカーの確率推定の下界に一致する最適レート。
- 第2項：低頻度同期の代償。 H^2 で増えるが T^2 で速く減衰し、反復が十分なら無視できる。
- $\Rightarrow H$ を広げて通信を削減しても主要項は劣化せず、DDP と同等の収束を理論的に保証。

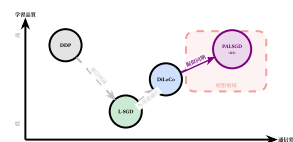
4. 実験結果：DDP と同等の品質で学習時間を短縮



- いずれの設定でも学習品質 (検証精度・loss) を DDP と同等に保ちながら通信頻度を下げ、wall-clock time 短縮を実験で確認。

5. まとめと今後の展望

- まとめ
 - 通信頻度を下げつつモデルのずれを抑える PALSGD を提案。
 - 理論解析で低頻度同期時の収束挙動を評価 (線形加速を保持)。
 - 画像・言語実験で DDP 同等の品質のまま wall-clock time を短縮。
- 今後の展望
 - 異種計算環境・低帯域環境 (データセンター間スケール) への拡張。
 - 限られた計算資源での大規模 AI 学習を支える分散最適化基盤へ。



通信効率 × 学習品質：PALSGD は両者の両立を目指す。