

計算指向ネットワークの設計・検証・試用

Design, Verification, and Field Test of Computation-Oriented Network



李 睿棟 (Ruidong LI, Ph. D.)

金沢大学 理工学域 電子情報通信専攻 准教授

(Associate Professor, Kanazawa University, Institute of Science and Engineering)

電子情報通信学会 IEEE ACM 他

受賞: IEEE MMTC Outstanding Leadership Award (2023年) IEEE

Network Magazine Editor Appreciation Award (2023年) Best paper

award in IWCMC 2022 (2022年) Best paper award in ICC 2022 (2022年)

Distinguished Member of the INFOCOM Technical Program Committee

(2021年, 2024年, 2025年) 他

研究専門分野: 情報ネットワーク

あらまし

近年、大規模言語モデルやクラウドコンピューティングのような重い計算を外部サーバに委託するサービスが増加している。これらのサービスは利用者のデバイスの性能にかかわらず計算コストの重い処理を実行可能であるが、ネットワークトラフィックの増加や単一障害点などの問題がある。その問題に取り組むため、我々は計算指向ネットワーク (CoN) を提案した。CoN は、与えられた計算リクエストに対して、近傍のルータやデバイスへ処理を分散させることで、クラウドコンピューティングの従来の問題を解決することが可能である。本稿ではこの CoN をより発展させるため、機械学習方式の1つである連合学習の実装へ向けた事前調査と、災害救援ネットワークへの CoN の統合を目的とした緊急基地局設置へのアプリケーションの実装を行った。その結果、連合学習への新たな知見と CoN を用いた災害救援の可能性が示された。

1. 研究の目的

近年、インターネットは発展を続けており、Web サイトや動画の閲覧などの従来のデータの取得を基本と

したサービスに留まらず、クラウドコンピューティングや大規模言語モデルなどの計算資源を必要とするサービスも主要な利用用途になっている。このようなサービスは、利用者のデバイスにインターネットを通じて特定のコンピュータ (サーバ) に計算リクエストを送信させ、サーバ上で計算処理を行い、その結果を Web ブラウザなどのソフトウェア上に表示することで実現している。この方法は、特定のサーバとデータの送受信を行うため、サーバとの通信に時間がかかる場合、通信遅延 (レイテンシ) が増大することや、単一障害点が発生していることなど多くの問題がある。上記のような問題を解決するためには、計算リクエストを送信したデバイスの近辺で処理を行う仕組みが必要となる。

その発想に関連する技術として、情報指向ネットワーク (Information-Centric Networking, ICN) [1] という新しいネットワーク設計手法が提案されている。ICN は、データ識別子という「データの名前」を用いて通信することで、要求されたデータはそれを提供するサーバからのみではなく、キャッシュに同等なデータを持っているルータや付近のデバイスからの取得が可能になり、より効率的なネットワーク資源の活用が可能になる。しかし、計算処理の要求・集約は既存の ICN の構造に含まれていないため、今後需要を増す分散的な計算サービスに単純に適用することはできない。その問題を解決するため、我々はこれまでに、計算 (例: 機械学習など) ・集約をネットワークに要求し、効率的に計算を行う計算指向ネットワーク (Computation-oriented Network, CoN) [2] を提案した。CoN は、ネットワークに接続された計算資源 (デバイス) にタスクを分散させ、ルータなどのネットワーク機器で計算結果を集約しデータ要求者に送信する。この仕組みは、クラウドに代表される従来のサーバを用いた計算の委託に比べて、データ要求者と計算先が近く低レイテンシであり、ネットワークデータ量の減少による低電力・高効率を可能とする。

CoN はまだ提案されて間もなく、さらに CoN はデバイスの選定・集約するネットワーク機器・ネットワークサイズの設定などが受け取った計算要求によって大きく変化することが予想される。そこで本稿は、CoN

計算指向ネットワークの設計・検証・試用

Design, Verification, and Field Test of Computation-Oriented Network

の実現に向け、はじめに CoN をベースとした機械学習機能の 1 つの例として、連合学習 (Federated Learning, FL) [3] に向けた検討を行い、ユースケースとして CoN の活用に向け「メッシュネットワークを用いた災害救援ネットワークの復元」について実装・検討を行うことを目的とする。

2. 研究の動向

増大するインターネットへの需要に答えるため、ネットワーク機器を利用することでデータの取得や処理を行う研究は国際的に行われている。データの取得を目的としたもののうち、代表的なものとして情報指向ネットワーク (ICN) [1] と名前付きデータネットワーク (Named Data Networking, NDN) [4] が挙げられる。これらの手法は、データに名前 (識別子) をつけ、ネットワーク内でどのデバイスがそのデータを持っているかを共有することで、もっとも近くのデータ提供者からの取得を可能とするものである。しかし、これらは研究ではコンピュータネットワーク内でデータの処理を行えるものの、計算資源への集約などを目的としていないため、機械学習など処理の重いリクエストに応えることはできない。そこで、我々は CoN を提案し、その実現にむけて研究を行っている。

また、ネットワーク機器を用いて計算を行う In-Network Computing [5] という考えも広がっている。これは、急速に増大するネットワークトラフィックの処理需要に応えるため、ルータやプログラミング可能なネットワークスイッチでデータの処理 (計算) を行うというものである。しかし、In-Network Computing では、ルータやネットワークスイッチを使用するの計算によって低遅延かつサーバへの低負荷を可能とするが、ネットワーク機器のみを使用するため、実行できる処理の重さに制限がかかる。CoN では、ネットワーク機器のみではなく、ネットワークに接続しているデバイスも処理に参加するため、より効率的に計算資源を利用でき、ネットワーク機器のみでは処理の重い機械学習などの処理にも対応することができる。

3. 研究の方法

本研究は、CoN の実現に向けての検討・実装を行う

ものである。そのために、我々は研究を「CoN の基本的な機能 (機械学習機能) の実装」と「CoN を利用した実アプリケーションの実現」の 2 つの方向性で進めた。

3-1. CoN への機械学習機能の実装

CoN に実装する 1 つ目の機能として、我々は機械学習に注目した。機械学習は、近年そのサービスの多様さと需要を増しており、今後も増加すると考えられるからである。多種多様な機械学習手法のうち、我々は連合学習 [3] に着目した。連合学習は、学習に参加するデバイス上でモデルを学習させ、更新したモデルパラメータのみをサーバに送信するという分散型機械学習手法である。このモデルパラメータのみを送信するという特性により、学習データを 1 つのサーバに全て集めてから学習を行う従来の手法に比べて、プライバシー保護とネットワークトラフィック量の削減が可能である。この連合学習の特徴は、CoN の形態とマッチしている。モデルパラメータは送信途中のルータで集約可能であり、各デバイスのデータのプライバシーも保護可能であるからである。

しかし、連合学習には学習の遅いデバイスが参加しているデバイスの中にあると全体の学習が遅くなるストラグラー効果がある。このストラグラー効果は、多種多様なデバイスが参加する CoN にとって大きな問題になることが予想される。そこで、CoN への連合学習の実装に向け、まず初めに連合学習のストラグラー効果の詳細についての調査を行った。

調査の主な目的は、連合学習のストラグラー効果について詳細に理解することで機械学習リクエストを受けてのルータ・デバイスの選定を、ストラグラー効果を最小化するように行えるようにすることである。

調査に当たって、学習や通信の遅いデバイスの再現のため、仮想マシンプラットフォームの 1 つである Docker を用いた。Docker には CPU 制限率というものがある。この CPU 制限率は仮想マシンの CPU を数値で設定可能で 1 を設定すると CPU の 1 つのコアを使用して該当マシンの処理を行う。この CPU 制限率を小さく設定し、計算時間の変化を比較し計算能力の低いデバイスがどのように CoN での連合学習に影響を与えるのかを観察した。

計算指向ネットワークの設計・検証・試用

Design, Verification, and Field Test of Computation-Oriented Network

3-2 メッシュネットワークを用いた災害救援

ネットワークの復元

災害が発生したとき、被災者の安否確認や災害状況の共有などの用途において、情報通信技術は大きな役割を果たす。しかし、地震や津波が発生したとき、情報通信の基盤となる基地局がその被害を受け機能不全に陥ることが多い。事実、2011年の東日本大震災の際、最大約 29,000 局の携帯電話基地局が停波し、通信不能な状態が1ヶ月以上続いた[6]。このような状況を受け、情報通信研究機構 (NICT) は災害救援を目的とした通信インフラ基盤である NerveNet[7]を研究している。NerveNet は、対象地域に互いに通信可能な基地局群を設置し、それらが機能不全に応じて最適な通信経路を選択しパケットリレー式に通信を行うことで災害発生時の基地局障害に対して高い耐性を持つ。

我々は、この NerveNet 上での CoN の実装も目指している。CoN を用いれば、災害発生時に NerveNet の複雑な通信基盤を利用し災害救援を支援する様々なアプリケーションが実行可能となる。今回は災害救援支援アプリケーションの例として2つのアプリケーションを実装した。1つ目は、災害発生地域の被害状況確認を目的とした被害状況の3Dモデル作成を、ドローンを用いて行うものである。もう1つは、1つ目のアプリケーションで作成した3Dモデルを使用した臨時の基地局設置のための電波シミュレーションとその電波の可視化を可能とするものである。このようなアプリケーションの実現には、災害現場を飛行するドローンと災害対策本部等に設置された3Dモデルを扱うサーバとの密接な通信が必要である。また、それらにはモデルの作成や最適化計算などの計算タスクも必要である。この通信・計算を CoN で実現することが最終的な目標となる。

4. 研究結果

4-1 Conn への機械学習機能の実装

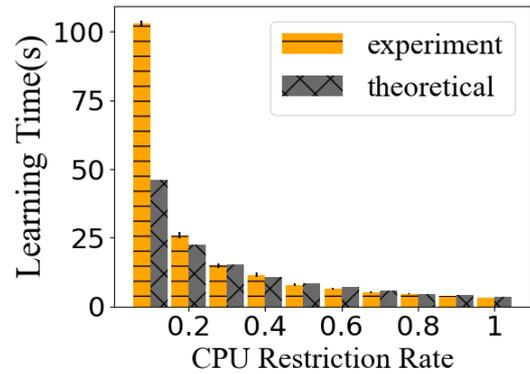


図 1 ストラグララー効果に関する Docker を用いた学習時間の調査結果

図1に調査結果を示す。図1の横軸は docker の CPU 制限率を表し、縦軸は学習時間である。図1の黄色い棒グラフを見ると計算能力が低いデバイスにおいての学習時間が大きく伸びることがわかった。さらに、灰色の棒グラフが示すものは CPU の処理速度を示す指標である FLoating-Operations per Seconds (FLOPs) を用いた計算式での計算時間予測結果であるが、CPU 制限率が高いほど差が大きくなっており、FLOPs では正確に予測できないことがわかった。

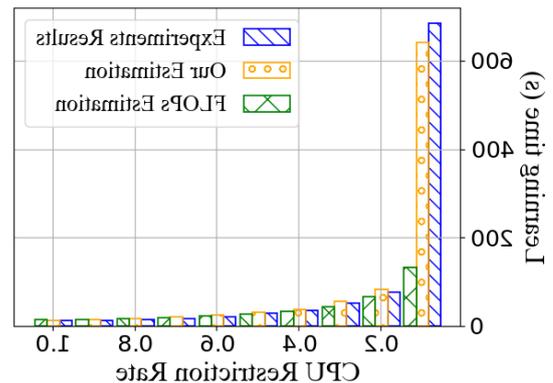


図 2 提案した学習時間予測式を用いた学習時間予測

そこで、実験から得られたデータをもとに低計算能力のデバイスにも適応できる新しい予測式を提案した。結果は図 2 のとおりである。この予測式を用いれば、

計算指向ネットワークの設計・検証・試用

Design, Verification, and Field Test of Computation-Oriented Network

正しくデバイスの計算時間を推定することができ、CoN 上でのデバイスの選定に大きく貢献することができる。

4-2 メッシュネットワークを用いた災害救援ネットワークの復元

図 3 撮影に使用したドローン (Dji Mavic 3 classic)



classic)



図 4 3D モデルの作成に使用した建物の実際の写真



図 5 作成した 3D モデル

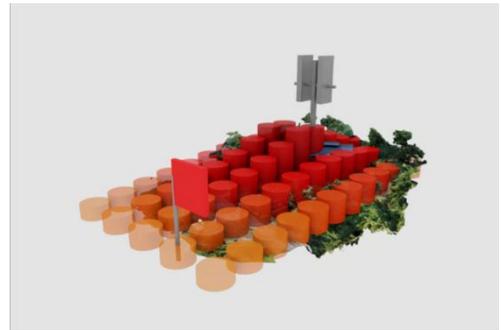


図 6 3D モデルを用いた基地局設置シミュレーションの様子

図 4 と図 5 に 3D モデル作成に使用した地域と作成した 3D モデルを示す。3D モデルの作成にはドローンを用いて撮影した 247 枚の画像データを用いている。実物に近い 3D モデルを作成していることがわかる。

図 5 はさらにそのモデル上に基地局を設置したと想定した場合の通信強度を示している。図 5 では建物の屋根の上に基地局を設置した場合の電波範囲をシミュレーションしている。

これらの技術を用いれば、どこに基地局を設置すればどの範囲で通信が可能であるかが一目でわかるので、実際の災害発生時の復旧活動に大きな貢献が可能である。

5. 将来展望

今後も、CoN の基盤となる様々な計算タスクをネットワークで処理すること、CoN を活用できるアプリケーションの実装の 2 つを軸に研究を進めていく。

CoN の基盤機能としては、連合学習の実装に取り組む予定である。CoN 上で連合学習が動作することが可能であれば、機械学習モデルのリクエストに対してすでにモデルが存在すれば、そのモデルをキャッシュからモデルを送信し、無ければ学習して作成するといったことが可能になる。

また、CoN を活用するアプリケーションとして複数 3D モデルの結合を考えている。これは、災害が発生した地域に対して、複数台の無人ドローンを飛行させ、それぞれが災害状況を取得し 3D モデルを作成する。これらの 3D モデルをネットワーク全体で保有し、結合・分離の計算を CoN で行えば、各対策支部・本部に

計算指向ネットワークの設計・検証・試用

Design, Verification, and Field Test of Computation-Oriented Network

対して必要な部分のみの災害状況を提供でき、大幅なネットワークコストの削減が可能になる。

おわりに

本稿では、ネットワーク内で計算リクエストの処理を可能とする、計算指向ネットワーク (CoN) について提供する機能の 1 つである連合学習の性能調査と、CoN を利用するアプリケーションとして災害救援ネットワークでの 3D モデル作成を行った。その結果、連合学習では CoN 上での問題となるストラグラー効果に対して、既存の計算時間予測式よりも高精度な予測式を提案できた。また、災害救援支援アプリケーションの実装を通して、CoN は災害救援支援の基盤となることが可能であることがわかった。今後は、連合学習の CoN での実装とさらなるアプリケーションの実装を進めていく。

参考文献

- [1] Hitoshi ASAEDA, Kazuhisa MATSUZONO, Yusaku HAYAMIZU, Htet Htet HLAING, Atsushi OOKA, "A Survey of Information-Centric Networking: The Quest for Innovation" in IEICE TRANSACTIONS on Communications, vol. E107-B, no. 1, pp. 139-153, January 2024.
- [2] R. Li, T. Hirayama, K. Xue, P. Ruan and H. Asaeda, "CON: A Computation-Oriented Network for Efficient Edge Intelligence," in IEEE Network, vol. 36, no. 5, pp. 160-166, September/October 2022.
- [3] Qiang Yang, Yang Liu, Tianjian Chen, and Yongxin Tong. 2019. Federated Machine Learning: Concept and Applications. ACM Trans. Intell. Syst. Technol. 10, 2, Article 12 (March 2019), 19 pages.
- [4] [2] V. Jacobson, D. Smetters, J. Thornton, M. Plass, N. Briggs, and R. Braynard, "Networking Named Content," Proceeding of ACM CoNEXT 2009, pp.1-12, December 2009.
- [5] S. Kianpisheh and T. Taleb, "A Survey on In-Network Computing: Programmable Data Plane and Technology Specific Applications," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 25, no. 1,

pp. 701-761, Firstquarter 2023.

[6] 総務省, "平成 23 年版情報通信白書", <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/html/nc111100.html>, 2011

[7] Inoue, Masugi & Ohnishi, M. & Peng, Chao & Li, Ruidong & Owada, Yasunori. (2011). NerveNet: A Regional Platform Network for Context-Aware Services with Sensors and Actuators. IEICE Transactions. 94-B. 618-629.

関連文献

S. Fukumoto, R. Li and Z. Su, "Performance Investigations on Integrating Federated Learning with Future Networks," ICC 2023 - IEEE International Conference on Communications, Rome, Italy, 2023, pp. 391-396.

田中歩武, 李 睿棟, 大和田泰伯, "災害救援のための情報指向ネットワークに関する研究," IEICE ICN Technical Report, Aug, 22, 2023.

S. Fukumoto, R. Li, K. Zeng, H. Nan and Z. Su, "Investigations and Time Estimation on Federated Learning for Future Internet of Vehicles," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 12, no. 11, pp. 17387-17398, 1 June 1, 2025.

この研究は、令和 3 年度 S C A T 研究助成の対象として採用され、令和 4 ~ 6 年度に実施されたものです。