

(1144-2)

【ロボット・AI 技術分野】

仮訳

デジタルな口伝で自動運転車が道路状況の共有を学習（米国）

NYU Tandon 率いる研究チームが、車両同士が直接出会わなくてもソーシャルネットワークのメッセージのように AI モデルを伝達できるシステムを開発

2025 年 2 月 26 日



ニューヨーク大学工学部(NYU Tandon)が率いる研究チームが、道路状況に関する知識を自動運転車が間接的に共有する方法を開発した。道路上で車両同士がほとんど行き合うことがない場合でも、各車両は他の車両の経験から学習できるようになる。

2025 年 2 月 27 日に開催された[アメリカ人工知能学会\(AAAD\)会議](#)で論文が発表されたこの研究は、人工知能(AI)における根強い問題に取り組んでいる。これは、データを非公開にしたまま各車両が相互に学習できるようにすることである。通常では、短い時間内での直接的な遭遇時にのみ各車両が学習内容を共有しているため、新たな状況への適応の迅速性が制限されてしまう。

「自動運転車のための共有経験のネットワークを作るようなものと考えてください」と、博士課程の学生の [Xiaoyu Wang](#) 氏が率いる研究を監督する [Yong Liu](#) 氏は言う。Liu 氏は、NYU Tandon の[電気・コンピューター工学部](#)の教授であり、同大学の

[Center for Advanced Technology in Telecommunications](#) と [NYU WIRESS](#) のメンバーである。

「マンハッタンしか走ったことのない車でも、ブルックリンの道路状況を他の車から学習できるようになります。これにより、すべての車がより賢くなり、個人的に遭遇したことのない状況に備えることができます」と Liu 教授は説明する。

「**Cached Decentralized Federated Learning (Cached-DFL)**」と研究者らが呼ぶこの新しいアプローチは、中央サーバーで更新を調整する従来の連合学習(**federated learning**)とは異なり、各車両が独自の AI モデルをローカルで訓練し、そのモデルを他の車両と直接共有できるようにするものである。

車両同士が 100 メートル以内に近づくと、高速デバイス間通信を通じ、生データではなく訓練済みモデルを交換する。特に重要な点は、過去の遭遇で受け取ったモデルを渡すこともできるため、直接的な交流をはるかに超えて情報が広がることである。各車両は最大 10 個の外部モデルのキャッシュを維持し、120 秒ごとに AI を更新する。

このシステムは、陳腐化のしきい値に基づいて古いモデルを自動的に削除し、古い情報によるパフォーマンスの低下を防止し、各車両が最新で関連のある情報を優先するようにする。

研究者らは、マンハッタンの道路レイアウトをテンプレートとして使用し、コンピューターシミュレーションでこのシステムの試験を実施した。この試験では、仮想車両が都市のグリッドに沿って毎秒約 14 メートルで移動し、交差点では直進または他の利用可能な道路へとそれぞれ 50% の確率で進行方向を変更した。

車両が頻繁に出会わない場合に問題が発生する従来の分散学習方法とは異なり、**Cached-DFL** ではネットワークを介してモデルを間接的に転送する。これは、接続可能になるまでデータを保存・転送することで、断続的な接続処理をするように設計された遅延耐性ネットワークでメッセージが広がることに類似する。各車両がリレーとして機能することで、ある特定の状況を個人的に経験しなくても知識を伝達できる。

「ソーシャルネットワークで情報が広がるのに少し似ています」と Liu 氏は説明する。「デバイス同士が直接遭遇したことがなくても、他のデバイスからの知識を伝達できるようになりました」。

このような多重的な転送メカニズムにより、即時の 1 対 1 のやりとりに依存する従来のモデル共有アプローチによる制限が軽減される。Cached-DFL では、各車両が中継地点として機能できるようにすることで、各車両が直接的なやり取りに限定されている場合に比べ、より効率的な車両群全体への学習の伝播を可能にしている。

この技術では、コネクテッドビークルがデータを非公開にしたまま、道路状況、信号、障害物について学習できるようにする。これは、車両が多様な状況に直面するものの、従来の学習方法のために長時間出会うことのない都市において特に役立つものである。

本研究では、車両速度、キャッシュサイズ、モデルの有効期限が学習効率に影響することを明らかにした。より速いスピードと頻繁な通信では良好な結果が得られるが、古いモデルは精度が低下する。グループベースのキャッシング方法では、最新のモデルだけでなく様々なエリアの多様なモデルを優先させることで、学習がさらに強化される。

AI が集中サーバーからエッジデバイスに移行する中で、Cached-DFL は自動運転車が集合的に学習するための安全で効率的な方法を提供し、よりスマートで適応性の高い車両を実現する。また、群知能を達成するための堅牢で効率的な分散学習の実現に向け、ドローン、ロボットや衛星等のスマートモバイルエージェントのネットワークシステムにも適用できる。

Cached-DFL のコードは[公開](#)されている。本研究の詳細は[論文](#)を参照のこと。研究チームには、Liu 氏と Wang 氏に加え、ストーニーブルック大学の Guojun Xiong 氏と Jian Li 氏、ニューヨーク工科大学の Houwei Cao 氏が含まれる。

本研究は、米国立科学財団(NSF)の複数のグラント、米国国防総省(DoD)と国立標準技術研究所(NIST)からの資金提供を含む Resilient & Intelligent NextG Systems (RINGS) プログラムおよび NYU のコンピューティング リソースが支援した。

訳：NEDO（担当 イノベーション戦略センター）

出典：本資料は、米ニューヨーク大学工学部(NYU Tandon)の記事 “Self-driving cars learn to share road knowledge through digital word-of-mouth”

(<https://engineering.nyu.edu/news/self-driving-cars-learn-share-road-knowledge-through-digital-word-mouth>) を翻訳したものである。

(Reprinted with permission of NYU Tandon School of Engineering)