

[研究助成 (C)]

自己拡大する Vehicular Cloud Computing 基盤

Self Expanding Vehicular Cloud Computing Platform

2187006



研究代表者	青山学院大学 理工学部 (助成受領時：京都大学大学院 博士後期課程)	助教	田谷 昭 仁
共同研究者	京都大学大学院 情報学研究科	教授	守 倉 正 博
	京都大学大学院 情報学研究科	准教授	山 本 高 至
	京都大学大学院 情報学研究科	助教	西 尾 理 志

[研究の目的]

交通事故減少や高効率な交通整理を実現するため、車両同士や車両とインターネットを無線通信で接続するコネクテッドカーの研究が盛んであり、自動運転技術とあわせて実用化がすすめられている。コネクテッドカーでは車両に搭載されたカメラやレーダなどから得た周囲環境の情報を他車両と共有したり、インターネットから交通情報をリアルタイムに取得もしくは更新したりすることが可能で、単一の車両だけでは不足する情報を補い、安全性向上、渋滞解消、協調的な自動運転などが期待されている。さらに、[1]ではコネクテッドカーを利用した、複数の車両が協力しあう VCC (Vehicular Cloud Computing) 基盤が提唱されている。VCCでは個々の車両が取得したセンサデータを共有するだけでなく、計算資源を共有することで大規模な計算や、不足する資源や情報を補い合って高効率な計算が可能となり、協調的な自動運転技術を実現するうえで重要な技術となっている。

車車間通信では、カメラなどの車載センサから得られた大容量データを共有することが求められる。現在実用化されている車車間通信規格は DSRC (Dedicated Short Range Com-

munications) と呼ばれるマイクロ波帯電波を使用するもので、最大でも 27 Mbit/s しか伝送できないが、センサデータ共有には Gbit/s 級の通信速度が必要であり、広帯域なミリ波帯電波の利用が検討されている [2]。また、ミリ波通信は同時に多数の車両が干渉せずに通信できる長所もあり、大規模な VCC の通信規格として適している。本研究ではミリ波を利用した大規模 VCC 基盤の実現に向けて、

- ① 相互接続される車両クラスタの大規模化
- ② 多数の車両による高効率なデータ共有の二点について研究を行う。

[研究の内容、成果]

①相互接続される車両クラスタの大規模化
(研究内容)

無線通信では電波減衰により、通信可能距離に限界があり、車車間通信では通信距離を補うために、中継局を介するマルチホップリレーが利用される。本研究では、図1のようにマルチホップネットワークで接続された車両同士を一つの VCC 基盤として考える。VCC 基盤を構成する車両同士は互いの情報と計算資源の共用が可能であり、参加車両が多ければ、より多く

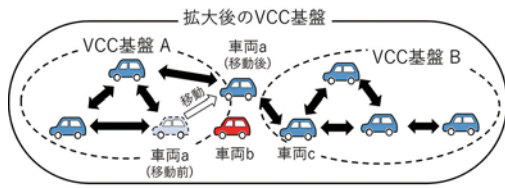


図1 VCC 基盤の拡大の様子

の情報を利用でき、大規模な計算が可能となる。そのため、VCC 基盤に参加できる車両数を増やすことがVCCの有用性を高めることになる。

本研究で想定するミリ波通信は、高速通信が可能な一方で、遮蔽による電波減衰が大きいという課題があり、送受信車両の間にほかの車両があると通信が困難になる。そのため、ミリ波通信の普及期に、ミリ波通信できない車両がミリ波通信可能な車両の通信を阻害するということが起こると考えられる。図1において車両bがミリ波通信できない場合に車両aと車両cは遮蔽により通信ができず、VCC 基盤AとBは独立したものとなる。ここで、車両aが車両bの遮蔽を回避する位置に移動することにより、車両aを介してVCC 基盤AとBが接続され、一つの大規模なVCC 基盤が形成される。本研究では、自動運転技術を搭載した車両が自ら考え、どのように動けばVCC 基盤を拡大できるかを強化学習と呼ばれるしくみにより学習する手法を提案する。

〈提案手法〉

強化学習は機械学習の一種であり、エージェントと呼ばれる動作の主体が自ら試行錯誤を繰り返して、あらかじめ設定された報酬をより多く獲得するような行動を学習する手法である。その際、エージェントは周囲環境の状態を観測し、その観測された状態に応じて行動を決定するようになる。実際に強化学習で得られるものは観測した状態から行動への写像を表現する行動モデルである。

提案するシステムでは、VCC 基盤の拡大を目的として、車両が移動（他車両との相対位置変更）する意思決定規則を学習させればよいた

め、車両がエージェントとなり、行動は各車両の加速・減速・車線変更とした。VCC 基盤の規模の指標として、VCC 基盤を構成する先頭車両から最後尾車両までの道路に沿った距離を利用し、これを報酬と定める。また、各車両は周囲の車両位置をセンサにより取得し、これを状態と定義する。これによりVCC 基盤の拡大が強化学習の問題として定式化され、その解法アルゴリズムを適用することで、各車両はVCC 基盤を拡大するためには、観測した周囲の車両位置に応じてどのように移動すればよいか学習できる。

学習後の行動モデルとして、車両は通信可能範囲外にある他車両に近づいたり、ミリ波通信できない車両を避けて見通し通信を確保するように移動したりすることが期待される。このように複雑な行動規則は古典的な強化学習アルゴリズムでは学習できない。そこで、本研究では、強化学習に深層学習を取り入れた深層強化学習を利用する。深層強化学習は人工知能が囲碁で人間のプロ棋士を打ち破るなど、近年目覚ましい発展を遂げており、複雑なモデルの学習が可能である。一方で、深層強化学習は学習に非常に時間がかかるという課題がある。提案システムでは、学習の高速化のためA3C (Asynchronous Advantage Actor Critic) [3]をもとにした分散学習アルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムの概要を図2に示す。各車両は最新の行動モデルをクラウド上のサーバから定期的にダウンロードし、そのモデルを自身の経験をもとに更新する。その更新差分をサーバにフィードバックし、サーバ側では全車両からの更新差分を統合して行動モデルを最新のものに

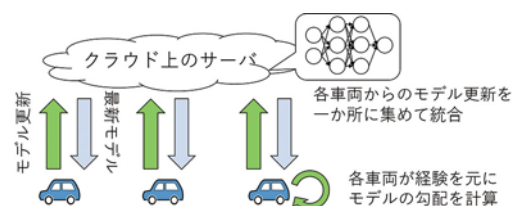


図2 分散協学習によるモデル更新

置き換える。このアルゴリズムにより、サーバが管理するモデルは全車両の試行錯誤が反映された行動モデルとなり、分散学習が実現される。
 〈シミュレーション評価結果〉

計算機シミュレーションにより、4車線の高速道路で、ミリ波通信で構成されるVCC基盤の規模を評価した。既存の移動手法と提案手法で構成されるVCC基盤の規模の比較を図3に示す。VCC基盤の規模の指標は道路方向に沿った長さとした。車両全体の40%がミリ波通信可能でVCC基盤を構成する車両であり、そのさらに25%または、50%が相対位置変更によるVCC基盤拡大を目指す。車両密度は各車線当たり0.02台/mとした。提案手法(図中DeepRL)のほかに、移動車両が無作為に位置変更する場合(図中Random)とVFA(Virtual Force Algorithm)に従って移動する場合(図中VFA)についても示している。ただし、VFAは移動ロボットなどがマルチホップ通信を行う場合に採用される方式である。強化学習を用いる提案手法がVCC基盤の規模を既存手法より大きくできていることがわかる。シミュレーション環境ではミリ波通信できない車両が遮蔽物となり、ミリ波通信のマルチホップを阻害するが、強化学習により各車両が遮蔽を避けて通信可能な位置に移動しVCC基盤を拡大したと考えられる。

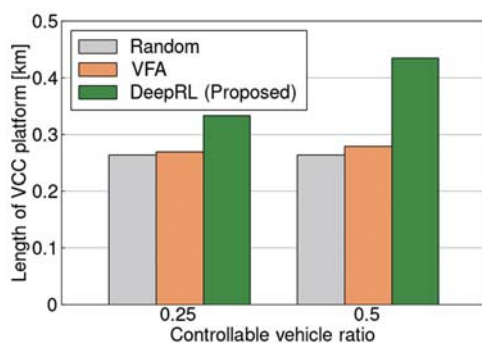


図3 提案手法によるVCC基盤拡大の効果

②多数の車両による高効率なデータ共有 〈研究内容〉

VCC基盤の利用方法の一つにCP(Cooperative Perception)がある。CPでは図4のように見通しの悪い交差点などで、ある車両が検知した歩行者や障害物の情報を無線通信によりほかの車両に送信し、死角となっている場所の空間認識を向上する。本研究ではVCCを利用したCPのため、大規模に空間情報を共有することを考える。

無線通信では所望信号以外の信号を受信して、両者が干渉すると、それらを分離できず、通信に失敗するため、VCCのような多数の車両が同時に通信を行う環境では干渉が発生しないような通信スケジューリングが求められる。特に、ミリ波通信では指向性アンテナを利用することが一般的で、従来の無指向性アンテナを前提としたものとは異なるスケジューリングが必要である。本研究では、ミリ波通信の指向性を活かすことで、同時に通信できる送受信車両のペアを増やすことで通信効率の高めるスケジューリングを提案する。

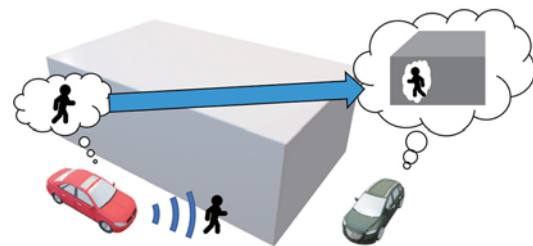


図4 交差点におけるCooperative Perception

〈提案手法〉

図5に提案システムのモデルを示す。建物によって見通しのきかない交差点を対象とし、交差点付近の車両が互いの情報を共有する。ここで、各車両はカメラやレーダなど自身のセンサで周囲の情報を取得し、それをほかの車両に送信する。データの送信は高速なミリ波通信で行われ、直接通信できない車両へはマルチホップで転送される。全車両が取得した情報がほかの車両に行き渡れば、それぞれの車両は自身の周

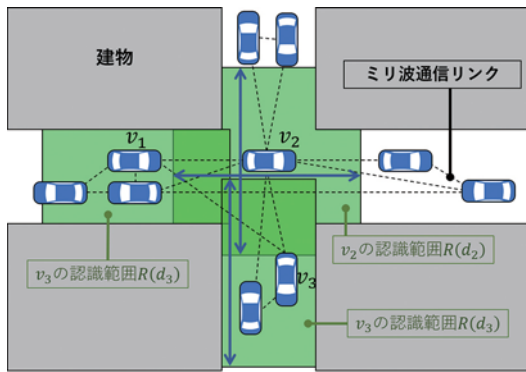


図5 データ共有のシステムモデル

辺だけでなく、交差点全体の情報を取得できたことになる。

具体的な手順を以下に示す。各車両 i が一定時間間隔 T でセンサデータ d_i を取得し、それを周囲の車両と T 以内に共有する。それぞれのセンサは車両を中心に一定範囲の長方形もしくは十字状の領域をセンシング可能とし、この領域を $R(d_i)$ とする。ここで、 i 、 d_i はそれぞれ車両番号、車両が取得したセンサデータを表す。データ d_i を他車両と共有することで、各車両の認識範囲 $R_i := \cup_{d \in d_i} R(d)$ の面積が拡大する。ただし、 \mathbf{d}_i はセンサ共有後に車両 i が所持するデータの集合を表す。データ更新間隔 T をいくつかのタイムスロットに分割し、それぞれのスロットで各車両が一回ずつデータを送受信する。

各タイムスロットでどの車両がどのデータを送信するかはグラフ理論を用いて次のように決定する。まず、送信車両、受信車両、送信対象データの組合せをデータ通信タスクとして列挙し、これを頂点集合とする。通信タスク同士の同時実行ができないときに頂点間に辺を持つようなグラフを構成すれば、このグラフの独立集合が各タイムスロットにおける同時に実行可能な通信タスクの集合となる。そのため、独立集合の中で通信タスクが多いもの、すなわち、最大独立集合を選べば各タイムスロットにおいて同時に実行される通信タスク数が最大化され、空間的再利用率が向上する。

提案手法ではミリ波通信のアンテナ指向性を

考慮してさらなる効率化を図る。マイクロ波通信では無指向性アンテナを使用することが多いので、既存手法ではある送信車両から一定範囲内の車両は送信できないとしていた。本研究では、アンテナに指向性がある場合の、干渉信号電力の近似手法を開発した。これにより、信号電力対干渉雑音電力比 (SINR: Signal to Interference and Noise power Ratio) を求めることができ、干渉せずに同時送信が行えるか判定可能となる。この判定基準は通信タスク同士が同時実行可能か、すなわち、グラフ構成時の辺の有無の判定に使用される。

〈シミュレーション評価結果〉

図6に20台の車両でデータ共有を行った際の認識可能領域の拡大の様子を示す。認識可能領域は正規化した値を示しており、各車両が取得したセンサデータをすべて使用して表される面積を1としている。既存手法はアンテナ指向性を考慮せず、一定範囲内では1台の車両しか送信できないという基準でスケジューリングしているため効率が悪いが、提案手法では指向性を考慮してSINRを計算し、干渉が起きないように送信車両と受信車両のペアを選択することで高い効率を達成できている。また、干渉を考慮せずにスケジューリングした場合、細いビームアンテナを使用するため、ある程度は干渉せずに通信ができており、既存手法よりも効率は良いが、干渉が発生した際にデータ共有に失敗し、最終的に達成できる認識可能領域が小さくなっている。

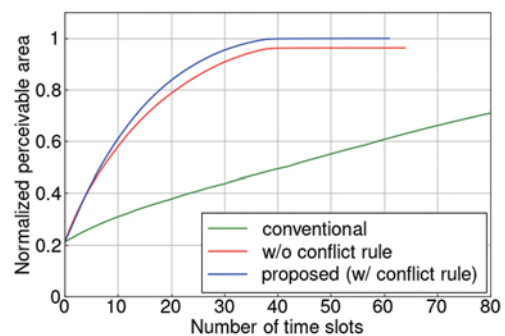


図6 データ共有による認識可能領域の拡大

[今後の研究の方向, 課題]

本研究では, 高速なミリ波通信を利用した大規模 VCC 基盤構築の検討を行い, 規模を拡大したり, 効率よく通信を行うための手法を開発した。しかし, 提案手法では VCC 基盤を管理するために中央集権的な方法がとられており, スケーラビリティにかけている。今後は分散制御による VCC 基盤構築を開発し, スケーラビリティを向上することが課題である。

[参考文献]

1. M. Gerla, "Vehicular cloud computing," Proc. IEEE MedHocNet, Ayia Napa, Cyprus, Jun. 2012
2. V. Va, et al., "Millimeter wave vehicular communications: A survey," Foundations and Trends in Networking, vol. 10, no. 1, pp. 1-113, 2016.
3. V. Mnih, et al., "Asynchronous methods for deep reinforcement learning," International Conference on Machine Learning, pp. 1928-1937, 2016.

[成果の発表, 論文等]

〈ジャーナル論文〉

1. A. Taya, T. Nishio, M. Morikura, and K. Yamamoto, "Deep-reinforcement-learning-based distributed vehicle position controls for coverage expansion in mmWave V2X," IEICE Trans. Commun., Vol. E102-B, No. 10, pp. 2054-2065, Oct. 2019
2. A. Taya, T. Nishio, M. Morikura, and K. Yamamoto, "Concurrent transmission scheduling for perceptual data sharing in mmWave vehicular networks," IEICE Trans. Inf. & Syst., Vol. E102-D, No. 5, pp. 952-962, May 2019

〈国際会議〉

1. A. Taya, T. Nishio, M. Morikura, and K. Yamamoto, "Concurrent data dissemination at intersections in mmWave for cooperative perceptions," Proc. IEEE Connected and Automated Vehicles Symposium, Chicago, USA, Aug. 2018
2. A. Taya, T. Nishio, M. Morikura, and K. Yamamoto, "Coverage expansion through dynamic relay vehicle deployment in mmWave V2I communications," Proc. 2018 IEEE 87th Vehicular Technology Conference, Porto, Portugal, Jun. 2018