

エッジコンピューティングによる 環境依存するミリ波帯 V2V 通信品質の予測手法

紅林勇陽[†] 田谷昭仁[‡] 戸辺義人[†]

青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科[†]
東京大学生産技術研究所[‡]

1. はじめに

V2V (vehicle-to-vehicle) 通信は高度運転支援や自動運転などの安全に関わる機能に使われることが検討されているが、ミリ波帯通信は距離や環境に大きく左右される。その解決策として基地局を大量に配置することが考えられるが設置や維持へのコストから現実的ではないため、マルチホップのような V2V 通信が検討されている。以上からミリ波帯 V2V 通信の品質予測は今後必要になってくると考えられる。本研究では、エッジコンピューティングによる環境依存するミリ波帯 V2V 通信品質の予測手法を提案する。

2. 関連研究

Xiao 等¹⁾は、車両の位置や速度などを考慮し車載計算能力、送信電力、ローカルモデルの精度を最適化することにより、FL (federated learning) において最小コストを達成することを目的として研究を行った。シミュレーションの結果、収束性と有効性が高く、学習時間とエネルギー消費との間のトレードオフを実現することができている。この研究では環境ごとのモデルという概念は見られないためその点において異なっている。

3. システムモデル

道路、車両、RSU (road-side unit)、マクロセル基地局を定義する。車両密度は道路ごとに異なるため平均距離も異なる。したがって道路ごとにスループットが異なる。車両は RSU とミリ波帯で、マクロセル基地局は 4G のような従来の電波帯で接続することのできる、簡単な式を解くことに十分な性能を搭載している。RSU はエッジコンピュータを搭載しており、ミリ波帯通信において小さなエリアのみカバーしている。マクロセル基地局はエリア全体をカバーしている。すべての RSU はマクロセル基地局と有線でつながっている。すべての車両と RSU、マクロセル基地局はそれぞれ位置を測定できる。RSU のあるエリアでは RSU がデータを集めることができるので分布を予測できるが、RSU のないエリアではこの手法では推定することができない。そこで本研究では、RSU のあるエリアで得られた分布のパラメー

タを用いて RSU のないエリアの分布を推定する手法を提案することにより、大量の RSU を必要とすることなく環境ごとの通信品質を予測する。

4. 提案手法

ミリ波帯通信は様々な要因に大きく影響されるためスループットの点推定が難しい。そこで本研究ではスループットの分布を予測することを目的とする。ベータ分布は 0 から 1 の分布であり、スループットは最小値が 0、最大値がソースレートである。ガウス分布では分布の最小値がマイナスになることがあるため、本研究ではベータ分布をスループットの分布として用いる。ベータ分布のパラメータ α と β を求めることによりベータ分布を予測することを目的とする。

RSU がカバーしているエリアの集合を \mathcal{M} 、カバーしていないエリアの集合を \mathcal{N} とする。エリア $m \in \mathcal{M}$ の α_m と β_m を予測するためにエリア m 内ですでに車両によって行われた通信のスループットデータの集合 x_m を得る必要がある。エリア m では RSU が x_m を集めることが可能だが、エリア $n \in \mathcal{N}$ には RSU がいないためエリア n 内のスループットデータの集合 x_n を集めることが困難である。そのため、エリア m と n では異なる手法を用いる。

エリア m 内の車両のために、RSU がエリア m の α_m と β_m を求めることによりベータ分布を推定する。RSU はスループットをベータ分布として得るためにソースレート r と x_m のサイズ D_m を用いてハイパーパラメータ p_m と q_m を以下の式によって求める。

$$p_m = \prod_{i=1}^{D_m} \frac{x_{m,i}}{r}, q_m = \prod_{i=1}^{D_m} \frac{1 - x_{m,i}}{r}. \quad (1)$$

p_m と q_m を用いて α_m と β_m をベイズ推定と MAP (maximum a posteriori) 推定によって以下のように得る。

$$\begin{aligned} & \alpha_m, \beta_m \\ & = \operatorname{argmax}_{\alpha_m, \beta_m} \frac{\Gamma(\alpha_m + \beta_m)^{D_m} p_m^{\alpha_m} q_m^{\beta_m}}{\Gamma(\alpha_m)^{D_m} \Gamma(\beta_m)^{D_m}}. \end{aligned} \quad (3)$$

車両の近くに RSU がいないときスループットデータを集めることはできず α_n と β_n を推定することができない。エリア m の RSU は最も近いマクロセル

基地局と α_m と β_m を有線で共有しているとするこ
とにエリア n の車両はマクロセル基地局から4Gな
どの従来の電波帯により α_m と β_m を得ることがで
き、 α_m と β_m を用いてRSUと車両の位置に基づき
 $\bar{\alpha}_n$ と $\bar{\beta}_n$ を以下のように得る。

$$\bar{\alpha}_n = \sum_{m \in \mathcal{M}} w_{n,m} \alpha_m, \bar{\beta}_n = \sum_{m \in \mathcal{M}} w_{n,m} \beta_m$$

$$w_{n,m} = \frac{\left(\frac{1}{d_{n,m}}\right)^s}{\sum_{m \in \mathcal{M}} w'_{n,m}}. \quad (4)$$

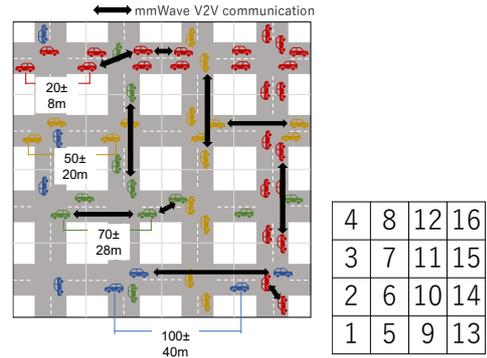
$d_{n,m}$ は m と n の距離である。 $w'_{n,m}$ はRSUと車両の
位置に基づいた重みであり、 $w_{n,m}$ は $w'_{n,m}$ から求
めたものである。5章で最適な重みをコントロ
ールするパラメータ s を評価する。これらの手法
により大量のRSUを用いずに車両は環境ごとの通
信品質を予測することができる。

5. 評価

本研究ではns-3とサードパーティ製ライブラ
リのMillicarによって得られたデータセットを
用いて評価を行った。図1のような16個の正方
形に区切った縦横方向にそれぞれ4本の対面通行
の道路を4000m×4000mのマップ上に定義しシ
ミュレーションを行った。道路の車間距離は図
1(a)上の左からと下から順に100±40m, 70±28m,
50±20m, 20±8mである。周波数帯は28GHz,
バンド幅は400MHz, ソースレートは819.2Mbpsと
した。車両の速度は20m/sで1秒に1度スループ
ットを出力するシミュレーションを2000秒行
った結果188532個のデータが得られた。図1(b)
上の1, 4, 13, 16のエリアを \mathcal{M} とし、その他
のエリアを \mathcal{N} とするときに α_m と β_m を式(3)
によって求め、それらを用いて s が1.0か0.1
ずつ推移するときの $\bar{\alpha}_n$ と $\bar{\beta}_n$ を式(4)によ
って求めた。さらに評価するための分布とし
て α_n と β_n を式(2)によって求めた。ベ
ータ分布において平均値 μ は以下のように求
められる。

$$\mu = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}. \quad (8)$$

α_n と β_n を用いて求めた μ とデータの平均値
のMAPE(Mean absolute percentage error, 平均
絶対パーセント誤差)が11.30%と最も小さ
くなる $s = 1.8$ が最適であると考えられる。 $s = 1.8$
のときの $\bar{\alpha}_n$ と α_n のMAPEは6.85%, $\bar{\beta}_n$ と
 β_n のMAPEは12.49%である。図3はエ
リア m におけるデータと式(3)に基づいたベ
ータ分布の比較, エリア n におけるデータと
MAP推定によるベータ分布と提案手法による
ベータ分布の比較である。RSUのカバ
ーエリア内の車両のためのMAP推定もRSUの



(a) シミュレーションの概要 (b) インデックス
図1 シミュレーションのマップ

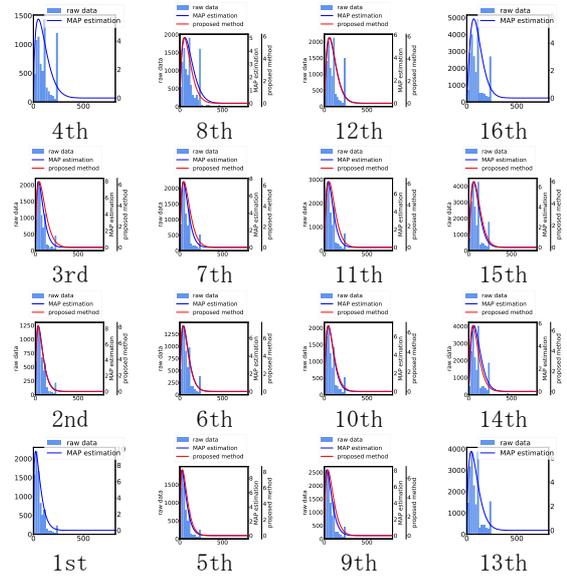


図2 エリア m, n におけるデータと分布の比較

ーエリア外の車両のための提案手法による推
定も分布が予測できているためミリ波帯通信
の品質予測において有効である。

6. 結論

本研究では環境依存するミリ波帯通信の品質
予測の分布をベータ分布として得る手法を提
案した。MAP推定, 提案手法による推定それ
ぞれミリ波帯V2V通信において効果的であ
ることがわかった。今後は今回用いたソー
スレート819.2Mbpsではないソースレートを
用いて評価を行い, さらに手法を検討す
る。

謝辞

本研究はJSPS 科研費JP21K17734の助成
を受けたものです。

参考文献

- 1) Xiao, H., Zhao, J., Pei, Q., Feng, J., Liu, L., Shi, W.: Vehicle Selection and Resource Optimization for Federated Learning in Vehicular Edge Computing, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (Early Access), pp.1-15(online), DOI: 10.1109/TITS.2021.3099597 (2021)