

自動運転監視のためのキャリアアグリゲーションを
考慮した上り帯域充足判定方式の検討

A Study of Uplink Bandwidth Sufficiency Estimation Methods
Considering Carrier Aggregation for Remote Monitoring of Autonomous Driving

小松 聖矢[†] 岩澤 宏紀[†] 河野 太一[†] 東條 琢也[†]
Seiya Komatsu Hiroki Iwasawa Taichi Kawano Takuya Tojo

1. はじめに

令和 5 年度の改正道路交通法の施行により、映像による遠隔監視体制の確立等を条件に、限定領域においてシステムが運転操作を担う自動運転レベル 4 [1]の公道走行が解禁された。モバイルネットワークを利用して車両内外の映像を遠隔監視センタに伝送する際は、下り方向に比べ可用帯域が限られる上り方向のトラヒックが発生する。モバイルネットワークが提供可能な帯域を上回るトラヒックが発生した場合、遠隔監視においては、パケットロスや遅延増加による映像停止が発生し、安全確認が遅れてしまう。したがって上り方向の可用帯域を予測し、冗長回線等を利用して映像停止を回避することが重要である。本稿では、事前に収集したキャリアアグリゲーション (CA) の有無や信号品質といった測定情報とリアルタイムに測定したセル ID やセルの信号品質を組み合わせ、映像伝送システム等の通信アプリケーションが要求するスループットを、モバイルネットワークが充足するか推定する方式を提案する。

2. 先行研究と上りスループット予測の課題

User Equipment (UE) と基地局間のシグナリングや信号品質といった特徴量を用いて上りスループットを予測する研究はこれまでも検討されている[2, 3]。先行研究[2]では UE が使用可能な Component Carrier (CC) 数や各アンテナの信号品質といった情報に基づく予測モデルが構築されている。CC 数や各アンテナの信号品質といった特徴量の取得は、モバイルネットワークの測定を行うための専用機器やソフトウェアを用いる必要があり、自動運転車に導入するにはコストの観点で現実的ではない。また、先行研究[3]では、上り方向の信号品質を特徴量として用い、Random Forest や Deep Neural Network を利用したスループット予測が提案されている。しかし、上り方向の信号品質は基地局側で取得する必要があり、全国に多数設置される基地局からデータを得ることは困難である。また、スループットや下り方向の信号品質等の、市中のネットワーク機器のみで取得できる特徴量を蓄積し推定に利用する研究も存在する[4]。しかし、先行研究[4]ではプライマリセルの品質のみに基づいた予測を行っており、CA やデュアルコネクティビティ (DC) を考慮していない。このため、スループットを過小評価してしまう可能性がある。また、CA の情報を取得するには、プライマリセルとセカンダリセルの両方の情報を取得する必要があるが、どのセルがセカンダリセルとして使用されるかは通信事業者の設定にも依るため、専用装置により測定が必要である。

3. 提案方式

本稿では、市中のネットワーク機器で容易に取得可能な情報に加えて事前に取得しておいた詳細な無線情報を活用することで、予測時に専用機器やソフトウェアを用いずに CA を考慮した上り方向のスループットを予測する方式を提案する。提案方式の概要を図 1 に示す。提案方式はネットワーク測定装置を用いて無線情報を取得する準備ステップと、UE によるスループットの予測ステップに分けられる。また、ネットワーク測定装置や UE は自動車内に設置する。準備ステップと予測ステップではネットワーク測定装置や UE を配置した自動車により同一の経路を走行する。準備ステップでは、ネットワーク測定装置から測定用サーバへ固定ビットレートの上りトラヒックを発生させた際の受信スループットと無線品質を取得する。ネットワーク測定装置では、通信中のプライマリセルのセル ID と RSRP (Reference Signal Received Power), CA を行うセカンダリセルのセル ID と RSRP を取得し、データベースへ格納する。

予測ステップでは、UE からリアルタイムの無線情報を取得し、ハンドオーバー (HO) 時に準備ステップで取得した情報と組み合わせてスループット予測を行う。HO 時に予測を行うのは、CA 対応有無はセル単位で異なるためである。予測ステップの処理を図 2 に示す。予測ステップでは、HO 時に、HO 先のセル ID, RSRP を取得する。次にデータベースから HO 先のセル ID が CA 対応かを確認する。CA 対応の場合は、データベースから CA が行われるプライマリ・セカンダリセルの RSRP, スループット情報を取得する。非対応の場合は、プライマリセルの情報のみを取得する。データベースから取得したスループット情報のうち、ビットレートを充足している測定結果が存在する場合、測定結果のうちの最小の RSRP よりもリアルタイムに測定した RSRP が小さい場合、スループットを充足しないと推定する。ビットレートを充足している測定結果が存在しない場合、過去の RSRP の最大の測定値よりもリアルタイムに

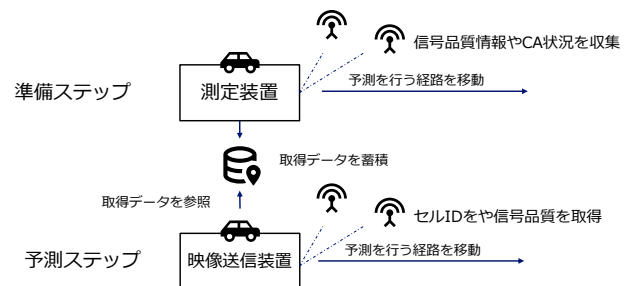


図 1 提案方式全体像

[†] 日本電信電話株式会社
ネットワークサービスシステム研究所
NTT Network Service Systems Laboratories

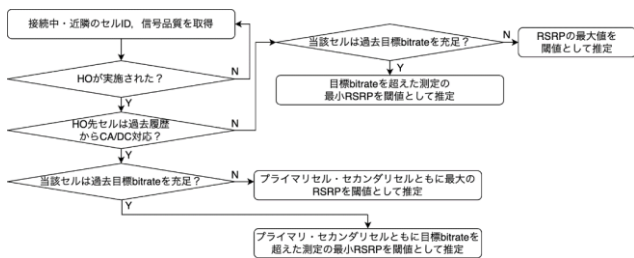


図 2 予測ステップのフローチャート

測定した RSRP が小さい場合、スループットを充足しないと推定する. この判定を CA 対応の場合は、プライマリセル・セカンダリセルのすべてに対して、CA 非対応の場合は、プライマリセルに対して実施する.

4. 評価

3 章で述べた CA を考慮した提案方式により、スループットの充足可否推定精度が向上するかを評価する. 評価には約 6 km の経路を 6 周走行し取得したデータを使用した. 周回時には GStreamer を用いて 3Mbps CBR の映像を、インターネット上の映像受信サーバへ伝送する. 評価は、6 周分のデータのうち、5 周分を蓄積用データ、1 周分を評価用データとし、評価用データ 1 周目~6 周目に変化させた 6 パターンを用いた. 評価用データの特徴を表 1 に示す. 表 1 は、各周回における HO 発生数とスループットを充足したセルへの HO の回数、スループットを充足しなかったセルへの HO の回数、CA に対応したセルへの HO の回数、CA 非対応のセルへの HO の回数を表す.

評価の際には、各 HO に対して、提案方式により指定スループットの充足を 2 値 (充足する・充足しない) で推定した. 推定方法として、評価対象のセルで通信した上りスループットの時間平均が、指定スループットの 90% (指定スループット 3Mbps の場合 2.7Mbps) 以上の場合、要求したスループットを充足すると定義する. 2 値での推定結果を適合率、再現率により評価する.

6 パターンそれぞれにおける適合率、再現率を表 2 に示す. 比較のため、CA を考慮せずに推定した結果と、提案方式である CA を考慮した方式の結果を示した. 6 パターンの適合率の平均は CA を考慮しない場合は 76.7%, 提案方式では 78.5% となり、1.8% 向上した. 再現率については、CA を考慮しない場合は 96.3%, 提案方式では 97.5% となり 1.5% 向上した. いずれの周回においても適合率の方が低い結果となっており、また、1, 2, 4, 6 周目では提案方式により精度の向上が見られたが、3, 5 周目では改善傾向は見られなかった. この要因としては、今回取り入れた CA の特徴量のみでは不十分であったことが考えられる.

適合率を改善する方針としては、CA や RSRP 以外のスループットに影響を与える特徴量を加えて推定することが考えられる. 例えば時間帯や位置情報とスループットの関係を対応付けて推定することが一案として考えられる.

表 1 評価データの特徴

評価用周回	HO 数	充足回数	非充足回数	CA 対応	CA 非対応
1 周目	28	18	10	25	3
2 周目	42	34	8	38	4
3 周目	33	18	15	29	4
4 周目	36	25	11	30	6
5 周目	35	26	9	32	3
6 周目	42	14	28	34	8

表 2 評価結果

評価用周回	CA を考慮しない場合		提案方式	
	適合率	再現率	適合率	再現率
1 周目	81 %	100 %	86%	100%
2 周目	82 %	97 %	82%	100%
3 周目	79 %	89 %	79%	89%
4 周目	77 %	92 %	78%	96%
5 周目	81 %	100 %	81%	100%
6 周目	60 %	100 %	65%	100%

5. まとめと今後の予定

本稿では、事前にネットワーク測定装置により収集した信号品質やキャリアアグリゲーション情報と、UE でリアルタイムに測定した情報を組み合わせることで、モバイルネットワークが指定された上りスループットを充足するかを推定する方式を提案した. フィールドで収集したデータを基に評価したところ、適合率の平均として 78.5%, 再現率の平均として 97.5% を得た. また、CA を考慮した提案方式により適合率は 1.8% 向上、再現率は 1.5% 向上した.

今後の課題としては、予測精度の向上を目指すため、RSRP 以外の特徴量を加えて予測を行うこと、予測の判断フローを改善することや、指定したスループットが変化した際にも予測できるよう、機械学習ベースの手法を検討すること、予測結果と送信制御を組み合わせることが挙げられる.

参考文献

- [1] SAE International, "Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles," https://www.sae.org/standards/content/j3016_202104/.
- [2] Dimitar Minovski, Niclas Ögren, Karan Mitra and Christer Åhlund, "Throughput Prediction Using Machine Learning in LTE and 5G Networks," IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 22, no. 3, pp. 1825-1840, (2023).
- [3] Mate Boban, Chunxu Jiao and Mohamed Gharba, "Measurement-based Evaluation of Uplink Throughput Prediction," IEEE 95th Vehicular Technology Conference (VTC2022-Spring), pp. 1-6, (2022).
- [4] Taani Bayan and Roger Zimmermann, "Spatio-temporal analysis of bandwidth maps for geo-predictive video streaming in mobile environments," Proceedings of the 24th ACM international conference on Multimedia, (2016).