

# パーソントリップデータをもとにしたモビリティデータ作成フレームワークとWi-Fiオフローディング評価への適用

政野 博紀<sup>1</sup> 木谷 友哉<sup>2</sup>

概要：VANET など車両を用いた通信システム評価では、現実的なモビリティデータを使ったシミュレーションが重要である。このような通信システム評価のために一般的に入手可能なモビリティデータとして、大規模社会人口調査のトリップ調査データを統計的に処理したデータがあるが、時間粒度が1時間単位か1分単位となっている。移動車両を用いた通信システム評価では、1秒単位の移動軌跡で表現されたモビリティデータが必要である。本稿では、トリップ調査データを交通流シミュレータ SUMO を用いて補完する実現法のフレームワークを提示し、東京大学が作成した人の流れデータの補完を行う。また、それにより得られたデータセットと通信キャリアが実際に設置した Wi-Fi スポットの住所データを利用した、車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングの評価結果を紹介する。走行車両の Wi-Fi スポット遭遇頻度と接続時間の上限を評価した結果、東京都心で平均 26 秒間隔で Wi-Fi スポットに遭遇し、このときの平均接続時間が 23 秒であると分かった。

## 1. はじめに

現在、ネットワーク技術や交通システムの発展により、高度交通システム (ITS) に関する研究が盛んに行われ、車両の移動性を用いたメッセージフェリーや車車間通信システムなど、交通流を用いた新たな通信サービスが数多く提案されている。このようなサービスは、都市全体の車両の動きや、個々の車両の物理的挙動によって性能が左右される。よって、これらのサービスの設計やシミュレーションによる事前評価のために、現実的な車両のモビリティデータが必要である。

最も現実的な実世界のモビリティデータとして、車載器の GNSS (Global Navigation Satellite Systems) による軌跡データがある。しかし、公開されている GNSS のデータセットはタクシーやバスに限定されている。また、Google や携帯電話会社、テレマティックスやナビゲーションシステムを提供する会社が移動軌跡ログを収集することが考えられるが、このようなデータは高価であったり一般に公開されていない。

路側器による観測データや、統計的な社会調査データなどの大まかな時空間データは、実世界の都市全体の交

通流を模擬する上で重要なソースになる。しかし、これらの時空間データの各トリップの移動時刻や軌跡データの時間粒度は細かくても1分単位であり、車両の移動を用いた通信システムの評価では時間粒度が不足している。また、このような時空間データは、車両の挙動を直接観測したデータではないので、出発地点や到着地点 (OD, Origin/Destination)、途中経路といった空間粒度も不足している。

この関連研究として、大まかな時空間データから詳細な OD や移動時刻を推測する方法がある [1][2][3]。これらの方法において、車両の挙動はシミュレーションするために、大まかな時空間データを交通流シミュレータに入力する。これらの方法により作成されたモビリティデータは現実的であるが、もとななるデータの種類や品質は様々である。ゆえにモビリティデータの作成手法も様々であり、多くの都市で同様の手法を適用することを考慮していない。それぞれの方法は、特定の都市のみで公開されたデータセットの統計値を使用しているのにとどまっている。

統計的な社会調査のうち様々な国や都市で調査されているのは、米国における National Household Travel Survey や、それに類似するトリップ調査である [4][5][6]。OD 表とトリップ時間は、米国や日本、オランダなど、これららの国の調査のうちの多くで共通する調査項目である。本稿では、トリップ調査によるデータと交通流シミュレータをもとにしてモビリティデータを様々な都市を対象に作成する

<sup>1</sup> 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科  
Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

<sup>2</sup> 静岡大学 情報学部  
Faculty of Informatics, Shizuoka University

ための実現法のフレームワークを提示する。入力するデータセットは、国際協力機構（JICA）と東京大学が作成した、日本とアジアの30都市のデータを対象としている。提案手法において、これらのトリップ調査データは交通流シミュレータ SUMO[7]によって、加減速を考慮した1秒単位の詳細な軌跡データに変換する。

東京大学空間情報科学研究センターは、様々な都市の時間空間データを公共サービスやビジネスレベルで流通可能にするために、多種多様なデータの品質を統一する手法について研究している。この研究成果として、先述したトリップ調査のうちの1つであるパーソントリップ調査[6]の統計データをもとにして品質を統一したデータである、人の流れデータ（PFLOW）[8]がある。PFLOWは、24時間分の多くの人のトリップデータが収録されており、それぞれのトリップは1分ごとの位置情報で表現される。例えば2008年の東京都市圏のデータでは、60万人分のトリップが収録されている。現在、26の日本の主な都市圏と4の東南アジアの都市圏のPFLOWが申請により取得可能である[9]。

PFLOWの各々のトリップにおいて、ODの空間粒度や移動時刻の時間粒度は現実的に細粒化され、従来のトリップ調査データでは含まれていなかった途中経路についても、1分毎の等速運動ではあるが補完されている。しかし、平均時速30km/h程度で走行する車両が関わる通信システムの評価のためには、1分毎の途中経路では依然として時間粒度が不足している。そこで、各都市固有のデータセットを用いてODを推測する手法[1][2]と同様に、交通流シミュレータを用いて秒単位で車両の挙動をシミュレーションすることが考えられる。しかし、PFLOWをはじめとするデータセットは実際の交通量を満たしておらず、単純にこれらのデータセットを入力にして交通流シミュレータを用いた場合に、渋滞による滞留まで考慮することができない。本フレームワークでは、交通流シミュレータ SUMOを用いる際にシミュレーションパラメータを適切に与えて渋滞を考慮したうえで、トリップ調査データを補完する。

得られたモビリティデータの応用として次を取り上げる。近年、携帯電話基地局のモバイルデータが逼迫しているため、Wi-Fiスポットを用いてモバイルデータのオフローディングが行われている。限られたWi-Fiエリアにより多くのモバイルデータを誘導するするために、無線通信機能を持つ走行車両を介してデータを物理的にエリア内に運搬するVANETを用いた手法が研究されている[10][11][12]。本稿で提案するフレームワークを利用したネットワークシミュレーションとして、NTTドコモの実際のWi-Fiスポット位置情報[13]を用いて、移動する車両のWi-Fiスポット遭遇頻度と接続時間を調査する。

## 2. 関連研究

本章では、これまで各都市の様々なデータをもとに行われてきたモビリティデータ作成手法を紹介し、それぞれの現実性と特徴を述べる。これを踏まえて、提案するフレームワークの必要性と、トリップ調査データをもとにする利点を明らかにする。また、PFLOWの特徴について詳細に述べる。最後に、車両の移動流を用いたWi-Fiオフローディングについて関連研究について述べる。

### 2.1 合成データをもとしたモビリティデータ

現実的なODや、実際の交通量を満たすODを推測する手段として、複数の調査データや観測データを合成する手法がある。合成により推測したODを交通流シミュレータで補完することで、詳細なモビリティデータを作成する研究が行われている。ルクセンブルクを対象としたシミュレーション[1]では、土地利用の用途（住宅地、商業地、工業地など）と都市の地理的要素（中心部と郊外）をもとに各エリアに重み係数を定義し、ODを推測している。また、外部から流入する交通は路側器のカウントデータから推測している。ケルンにおけるシミュレーション[2]では、(i)家のロケーションと社会人口学的特性、(ii)勤務地や余暇時に過ごす場所、(iii)1日のスケジュール習慣の3つのデータの調査結果をもとに、400km<sup>2</sup>のエリアで120万トリップの実際の交通量に準ずる車両のODを生成し、途中経路の割り当て手法の検証を行っている。

このような合成トリップは、元データのサンプル数以上のトリップを生成したシミュレーションが可能という利点がある。一方、このようなシミュレーションを現実的なものとするには、実際の交通量に準ずる莫大なデータを用いて渋滞を適切に模擬する必要がある。単純な最短経路や最短経路による途中経路割り当て方法は、特定の箇所交通が集中することとなるので、各トリップの適切な途中経路割り当ての問題に帰着する。しかし、シミュレータ上の道路ネットワークの各ノードのキャパシティは実世界の道路のキャパシティより小さいので、実世界の道路交通以上にシミュレーション上の各々のトリップの途中経路が分散すると考えられる。よって、シミュレーション上の各トリップの途中経路の現実性の担保が問題になる。加えて、多くの都市で同じ手法を適用するには、もともとなる複数の調査データが多くの都市で同様に公開されている必要がある。

本稿では、次項で述べるような多くの都市で公開されているトリップ調査のデータを用いることで、多くの都市のモビリティデータを作成する実現法のフレームワークを提示する。

## 2.2 トリップ調査をもとにしたモビリティデータ

調査により収集された OD データを含むトリップ調査データ単体からモビリティデータを作成する研究も行われている。チューリッヒを対象としたシミュレーション [3] では、Swiss regional planning authority の大規模社会人口学調査による 24 時間のゾーンレベルの OD 表をもとに、シミュレーションにより個々のトリップを補完している。このシミュレーションはキューにより単純化された道路モデルにおいて、主要道路のみのシミュレーションにとどまっている。65,000km<sup>2</sup> のエリアで 26 万トリップの車両のモビリティデータを作成しているが、トリップ調査の OD データをもとにしているため、合成データをもとにしたデータより交通量充足の観点では劣っている。

一方で、トリップ調査の個々のトリップの OD はアンケートをもとにした真値を基準としており、座標の誤差はゾーンの範囲内で収まる。よって OD 表の精度は合成データよりも高いと言える。トリップ調査では多くの場合トリップ時間もアンケートにより集計されており、このトリップ時間と比較を行うことで定量的に個々のトリップの現実性を評価可能である。

また、このようなトリップ調査は様々な国と都市で行われており、多くの都市でモビリティデータを得る方法として適している。トリップ調査データをもとに多くの都市を対象としてモビリティデータ作成の実現法のフレームワークの提案では、実際の交通量に満たないトリップ調査の OD を補完するときのトリップ時間の現実性に着目した評価を行う必要がある。

本稿では、細街路まで考慮した交通流シミュレーションにおいて、トリップ調査の OD をもとにしたモビリティデータが現実性に即しているかを評価する。この評価において、トリップ時間も含まれている調査データを用いて、トリップ時間と平均速度に着目した評価を行う。

## 2.3 人の流れデータ

PFLOW [8] はパーソントリップ調査 (PT 調査) [6] の OD データを発展させたデータである。PT 調査はアンケートによりトリップの出発地や目的地、移動時刻などを調査するトリップ調査の一種である。PFLOW の元となった PT 調査は、日本の各都市圏の場合は地方自治体が行っている。PFLOW は東京大学空間情報科学研究センターが様々な移動履歴データの品質を統一することを目的として作成したデータであり、主にこの PT 調査の統計データをもとにコンピュータによって個々のトリップを生成している。

PFLOW が元にする PT データの OD のメッシュの大きさは、人口約 15000 人区切りのゾーンである。この PT データの統計をもとにしてさらに詳細な OD を求めるために、人口や建造物の分布をもとに OD をメッシュ内で座標

レベルで配分 (空間再配分) を行っている。また、OD 間には交通手段を考慮した途中経路を付加している。この途中経路は、等速運動した場合の 1 分ごとの軌跡を座標で表現したものである。

また、PFLOW の元となった調査では、各トリップの出発時刻や到着時刻も収集されている。しかし、アンケートにおいて調査対象者は、出発時刻や到着時刻を 10 分毎や 30 分毎の大まかな時刻で回答する。PFLOW では、出発時刻や到着時刻のピークを平滑化し補正を行っている。

PFLOW の利点は、(i) 社会調査により収集されたゾーンレベルの OD をもとに、座標レベルの OD を現実的なモデルで推計しているデータであること、(ii) 26 の日本の主な都市圏と 4 の東南アジアの都市圏のデータをカバーしていること、(iii) 申請により誰でも取得可能であること、(iv) 途中経路が付加されており、任意の領域を切り出して利用可能であることなどが挙げられる。現在、取得可能な PFWO は日本の 26 の都市圏と、東南アジアの 4 つの都市圏 (ハノイ、マニラ、ジャカルタ、ダッカ) のデータである。

## 2.4 車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディング

車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングの性能評価手法の研究は、様々な手法やデータを用いて行われている。ネットワークシミュレーションの観点からは、M/G/L/K 待ち行列を用いた Wi-Fi ネットワークモデルが提唱され、車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングにおいて、そのネットワーク性能と Wi-Fi オフローディング効率のトレードオフが検証されている [10]。シミュレーションにおいてネットワークモデルの現実性が示され、地図情報も実世界のもので利用されているが、Wi-Fi スポットはランダムに配置され、モビリティデータは交通流シミュレータによって自動生成されたものを利用するにとどまっている。

サンフランシスコの 83km<sup>2</sup> を対象としたシミュレーション [11] では、モバイルデータの半分を車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングを利用して代替することの可能性を示している。シミュレーションに用いたモビリティデータはタクシーの実際の移動履歴で、Wi-Fi スポットの配置は実際とは異なり主要道路沿いに適切に配置されるものとしている。ネットワークモデルは実験的に収集されたデータをもとに各地点におけるスループットが設定されており、そのスループットは Wi-Fi スポットと車両との距離に依存するように設定されている。

また、既存の Wi-Fi インフラストラクチャを前提とした研究だけではなく、車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングを効率化するための Wi-Fi スポット配置も検討されている [12]。タクシーのデータセットを用いたシミュレーション評価で、従来の Wi-Fi スポット配置より提案配



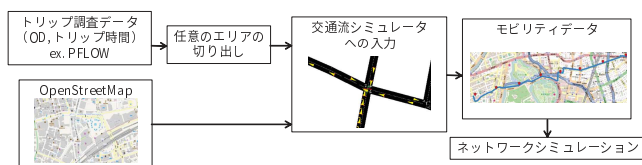


図 1: SUMO による PFLOW 補完のワークフロー

置アルゴリズムでのオフローディング効率の上昇が報告されている。

以上のように、Wi-Fi オフローディングに関する研究ではシミュレーションのためのネットワークモデルや、性能評価のためのフレームワークが提案されている。しかし、シミュレーションに利用されるモビリティデータは実際の移動履歴に基づいていない場合や、タクシーなど特定のデータに限定されている場合がある。本稿では、このような車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディング性能評価手法と組み合わせることを前提として、VANET アプリケーション評価のためのモビリティデータ作成手法を提案する。

### 3. VANET アプリケーション評価のためのモビリティモデルの作成手法

本稿ではメッシュレベルの OD データの問題について説明し、これを踏まえた SUMO による PFLOW の補完方法を述べる。また、PFLOW の任意のエリアを切り出して補完した場合の結果の評価を行う。モビリティデータを作成する実現法のフレームワークのワークフローは図 1 に示す。

#### 3.1 モビリティデータ

##### 3.1.1 VANET 通信アプリケーション評価のためのモビリティデータの要件

VANET 通信アプリケーション評価のためのモビリティデータの要件は、実際の移動に基づいた 1 秒単位の移動軌跡で表現される必要がある。VANET 通信アプリケーションの性能は、車両の通行頻度、信号待ちや渋滞による加減速に依存する。よって、VANET 通信アプリケーション評価のためのモビリティデータは、移動軌跡が実際の移動に基づいており、車両の物理的挙動が表現されている必要がある。また、移動する車両は 1 秒間に数 m から 30m 程度移動すると考えられ、VANET の通信範囲は高々半径数百 m と予想されることから、モビリティデータの移動軌跡の時間粒度は 1 秒単位である必要がある。

##### 3.1.2 ゾーンレベル OD データの問題点

ゾーンレベルの OD データでは、ゾーン内のどの地点を出発地や目的地としているか真値は不明である。よって、このゾーンレベルの OD をゾーンの重心を代表点とした場合や、ランダムな分散、推測等によって座標に変換した場合に実際の移動距離との誤差が生じる。特に、短いゾーン

間を移動するトリップにおいては、移動距離に対して誤差が大きくなってしまう。このような問題は、ゾーンレベルの OD データを元にするデータのうちトリップ距離がアンケート項目にないトリップ調査共通の問題である。ゾーン内の人口・建造物分布より各トリップの座標を分散する、PFLOW の空間再配分による OD データも同様である。

##### 3.1.3 利用する人流データ (PFLOW) データセット

本稿におけるトリップ調査データを交通流シミュレータ SUMO を用いて補完する実現法のフレームワークでは、各国の様々な都市で実施されている各々のトリップ調査データを利用対象としている。一方で、PFLOW は従来のトリップ調査データをさらに利活用を容易にしたものであり、アジアの 30 都市のデータにアクセス可能である。よって、PFLOW は他のトリップ調査データと同様の汎用性を持ち、さらに他のトリップ調査データよりも交通流シミュレータへの入力が容易であると考え、本稿におけるフレームワークの評価では PFLOW を利用する。本稿で用いる PFLOW は、2008 年 10 月 1 日に東京都市圏に住む 1600 万世帯のうち 34 万世帯 (約 60 万人) から集計された 24 時間の PT データを元にしたものである。

PFLOW の各々のデータセットは都市圏単位で公開されており、規模の大きいデータでは複数の都道府県にまたがる。しかし、VANET シミュレーションにおいて、巨大な 1 つの都市圏を一度にシミュレーションすることは、その計算コストが大きい。そこで、本稿では PFLOW の任意のエリアを切り出して VANET シミュレーションに応用することを想定し、2008 年の東京都市圏のデータセットのうち、東京都心の千代田区と郊外の立川市を中心とするそれぞれ一辺 5km の 2 つのエリアの車両に関する OD を切り出して SUMO で補完した場合について評価する。

#### 3.2 交通流シミュレータによる「人の流れデータ」の補完について

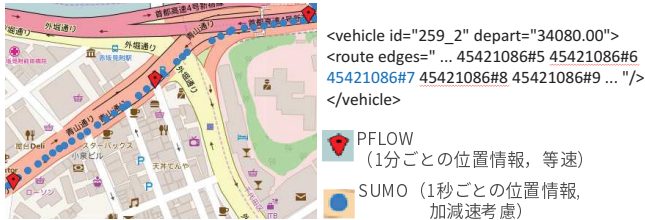
PFLOW は、従来のトリップ調査データを利活用しやすく発展させたものであるが、1 分毎の等速の途中経路の移動軌跡は VANET 通信アプリケーションの評価に利用するために時間粒度が不足している。本稿では交通流シミュレータ SUMO を用いて、この途中経路を 1 秒単位で細粒化する。このとき、PFLOW をはじめとするトリップ調査データが持つ移動時間の現実性を損なわない手法を適用する必要がある。

##### 3.2.1 SUMO の実行モデル

本稿ではフリーで利用可能な実際の地図データ OpenStreetMap (OSM) [14] の道路ネットワークを SUMO に入力する。シミュレーションにおける道路トポロジ、および信号の現実性は、OSM に含まれる情報量と SUMO の OSM 入力機能の性能に依存する。道路の車線数や右左折レーンの設定は、OSM データにタグ付けされた道路規模



(a) 迂回路補正前



(b) 迂回路補正後

図 2: 迂回路補正の例

をもとに SUMO が最適化する。この最適化されたレーンは、OSM の始点ノードと終点ノードの組である edge で表現される。信号は OSM にもとづく実際の位置に存在するが、切替のタイミングは交差する道路規模のみを考慮して SUMO が設定するので実際と異なる。車両は簡略化のため一般的な乗用車 1 種類のみとする。また、今回のシミュレーションでは高速道路は走行しないものとする。

### 3.2.2 人の流れデータの入力方法

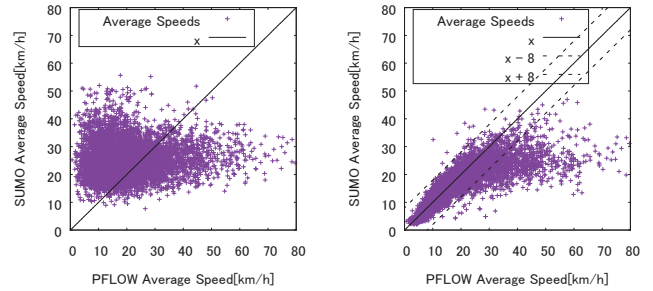
SUMO には、PFLOW の各トリップの OD と全ての途中経路を入力するが、PFLOW と OSM の道路の座標に誤差があるので、その補正が必要である。

SUMO にトリップデータを入力するには、edge を指定する必要がある。よって、トリップの OD 及び各途中経路の座標から一番距離に近い edge を指定する。途中経路に対応する edge を指定する際、edge の始点の座標とトリップの出発点の座標間の距離が、edge の終点の座標とトリップの出発点の座標間の距離より短い edge のみを指定することで、対向車線を誤って指定することを防ぐ。

また、上記に述べたように、PFLOW の途中経路の座標と OSM をもとにした SUMO の道路ネットワークの座標に誤差がある。SUMO にトリップのデータの入力において edge を指定するとき、直交している道路の edge を誤って途中経路に指定した場合、不自然な U ターンや迂回が発生する。図 2(a) にその例を示す。SUMO における道路の edge は、一続きの道路に同じ ID が付番されており、サブ ID で個々の edge を区別している。迂回や U ターンをする経路設定は、ある ID の edge から別の ID の edge を経由し、元の ID の edge に復帰しているかで検知する。補正の例は図 2(b) に示す。

### 3.2.3 SUMO の速度調整方法

PFLOW は実際の交通量を満たしておらず、PFLOW を SUMO に単純に入力した場合に渋滞を考慮できない。



(a) 速度補正前

(b) 速度補正後

図 3: トリップ時間と PFLOW トリップ時間の比較 (都心)

PFLOW において個々のトリップの移動時間は PT データのアンケートをもとにしており、真値を基準としている。トリップの端点がゾーン内で空間再配分された OD においても、PFLOW の平均移動距離 (17.9km) が、日本の主要都市圏の人口密度より考えられる PT データのメッシュの大きさ (1km<sup>2</sup>~1.5km<sup>2</sup>) に対して十分に長いため、多くの PFLOW のトリップにおいて、そのトリップ自身の移動距離と平均速度は信頼できる。一方、実交通量に満たない PFLOW を SUMO に入力し、OSM にタグ付けされた法定速度で車両を走行させた場合に渋滞を考慮できず、PFLOW の平均速度と比較し SUMO 出力の平均速度が速くなり、PFLOW の持つ現実性を反映できない。図 3(a) に OSM の法定速度の設定で補完した場合の PFLOW と SUMO 出力のトリップ時間の比較結果を都心を例に示す。PFLOW と SUMO のトリップ時間が一致しておらず、全データの平均速度は SUMO の出力の方が速い結果となった。これは郊外においても同様であった。

そこで、OSM の法定速度を用いて実行した SUMO データの個々の平均速度の結果をもとに、PFLOW の平均速度に一致させるように SUMO の速度倍率を調整し SUMO を再実行する。個々のトリップにおいて、1 度目の SUMO の補完結果の平均速度  $\bar{v}_s$  と PFLOW の平均速度  $\bar{v}_p$  を比較し、2 回目の SUMO の実行に対する速度比率  $\frac{\bar{v}_p}{\bar{v}_s}$  を入力する。SUMO に入力するこの際、現実的な速度の範囲 (最高速度 80km/h) 内で OSM の法定速度を超過可能とする。

### 3.3 SUMO による PFLOW 補完結果

SUMO により PFLOW 補完したモビリティデータの現実性は、PFLOW の平均速度が渋滞等の滞留を反映した本来の交通状況と考えられるため、個々のトリップの平均速度が PFLOW と SUMO 出力で一致しているかで評価する。速度調整後の約 90% の SUMO 補完トリップ平均速度は、PFLOW の平均速度  $\pm 8$ km/h 以内となり、渋滞を含む本来の交通状況に近づけることができた。図 3(b) に速度調整をした場合の PFLOW と SUMO 出力のトリップ時間



の比較結果を都心を例に示す。

一方で、PFLOW の平均速度が極度に速いために SUMO で速度調整が不可能なトリップが約 10%存在した。極度に平均速度が速いトリップの発生は先述したゾーンレベルの OD をもととするデータ共通の問題である。PFLOW の平均速度が正規分布に従うとすると、平均速度が極度に遅いトリップも 10%程度存在すると考えられるのが、残りの PFLOW の約 80%のデータは信頼することができる。この 80% のデータについては PFLOW の平均速度と比較し  $\pm 8\text{km/h}$  以内の精度で補完し、PFLOW の平均速度が速い 10%のデータについては現実的な速度のデータに変換されたと考える。

また、補完結果が egde 単位で実際の渋滞などによる滞留を模擬しているかを評価するため、補完結果の edge ごとの平均速度と GoogleMap[15] の交通情報の比較を行う。Google は、携帯電話基地局情報をもとにおおよその携帯電話の位置を推定する MyLocation 機能を用いて、多くのユーザから移動速度を収集している [16]。この情報を断続的に分析し、幹線道路の混雑状況を GoogleMap に表示している。よって、GoogleMap の渋滞情報は実世界の渋滞情報と考えることができ、比較対象として妥当である。本稿で比較する GoogleMap は 2016 年 2 月 1 日曜日データのデータである。

edge 単位での平均速度を実際のデータと比較した場合、道路構造が比較的単純な郊外においては、駅周辺などで平均速度が低下する点において実際の交通渋滞を模擬したと考えられる結果が得られた。一方、都心においては渋滞している edge がエリア内に散見していることから、単純な比較は難しい。図 4 に両エリアの edge 単位の平均速度を示すが、今回のシミュレーションでは高速道路を除外していることと、SUMO の補完結果のプロットでは細街路の edge 平均速度も表示していることから一部実際のデータとは平均速度が異なる領域も見られる。

#### 4. 車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングの性能評価

本章では、車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングの評価を行う。実際の Wi-Fi スポット位置情報と本稿で作成した現実的なモビリティデータを利用して、走行車両の Wi-Fi スポット遭遇頻度とエリア接続時間を評価する。VANET シミュレーションにおいて正確な評価を行うには、各々の Wi-Fi スポットや各々の車両において無線伝搬モデルや、Wi-Fi スポットにおけるパケット衝突などのネットワークモデルを考慮する必要がある。しかし、本稿ではシミュレーションエリア内全体で統計的に Wi-Fi オフローディングの性能を評価することを目的に、各々の Wi-Fi スポットでは簡易的なネットワークモデルを適用する。対象エリアは、2 章でモビリティデータを作成したエリアと同

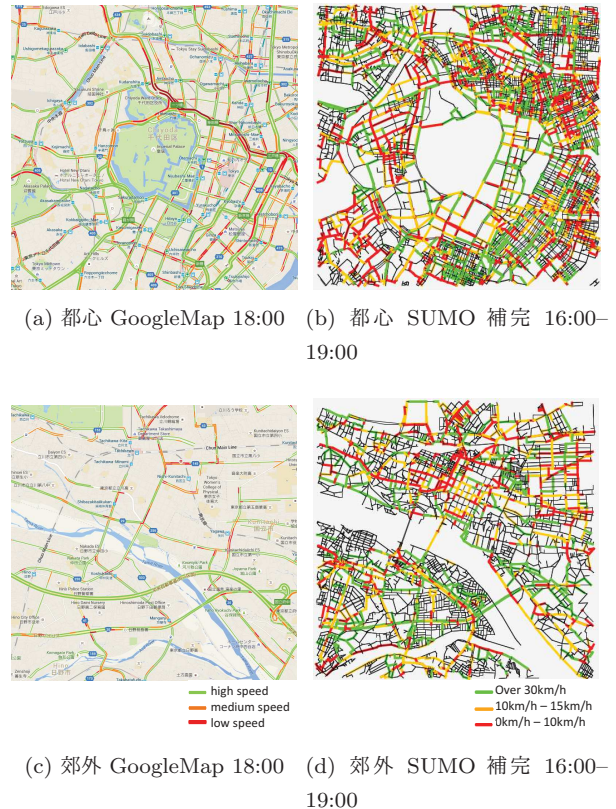


図 4: SUMO 補完結果のノード単位での速度比較

じ、東京都の千代田区中心とする都心と、立川市を中心とする郊外のそれぞれ 5km 四方の 2 つのエリアである。

#### 4.1 車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングモデル

##### 4.1.1 実際の Wi-Fi オフローディングスポット位置情報

NTT ドコモは実際の Wi-Fi スポット位置情報一覧を取得可能な形式で web 上で公開しており [13]、本稿はこれを取得する。NTT ドコモが公開している Wi-Fi スポット一覧ページの html ソースの一部を図 5 に示す。図 5 の下線部に示す部分に各 Wi-Fi スポットの位置の緯度経度が日本測地系 2000 で掲載されている。東京都の NTT ドコモの全ての実際の Wi-Fi スポットの位置情報をの緯度経度をウェブページから抽出した。OSM や PFLOW の緯度経度は世界測地系 (WGS84) を使用しているの、さらに抽出した Wi-Fi スポットの緯度経度を WGS84 に変換した。基本的に回線を契約する事業者以外が設置した Wi-Fi にアクセスすることはできないので、日本で携帯電話回線契約数が最も多いドコモ 1 事業者のみのデータを用いるのは妥当であると考えられる。

東京都の Wi-Fi スポット位置情報のうち、対象とする 5km 四方のエリアの Wi-Fi スポットは都心では 2988 スポット、郊外では 324 スポットであった。図 6 に対象エリアの Wi-Fi スポットをプロットする。

```
<tr class="MapiOdd" id="n_stripe">
  <td>
    <div>
      <dt><a href="/b/docomo_wifi/info/BA374441/?kencode=13">丸の内ビルディング</a>&nbsp;&nbsp;&nbsp;
      <span style="color:#333399;"></span><span style="color:#006600;"></span>
      <span style="color:#333399;"></span><span style="color:#006600;"></span>
      <span style="color:#333399;">Wifi 3900</span><span style="color:#333399;">font-weight:bold"></span></dt>
      <dd class="MapiInfoAddr">東京都千代田区丸の内2-4-1</dd>
      <dd>無線方式：11a/11b/11g</dd>
    </div></td>
    <td class="MapiToMap"><a href="/n/docomo_wifi/35.6776308_139.7670106_8000/?kencode=13">地図</a></td>
  </tr>
```

図 5: NTT ドコモ Wi-Fi スポット 情報の html 文書の一部



(a) 都心 (b) 郊外

図 6: The Drawing of Extracted Wi-Fi Spots

### 4.1.2 通信モデル

Wi-Fi スポットと車両間の通信の評価には、車両の移動流を用いたモバイルデータオフローディング効果の上界を得るため、次の理想化したモデルを考える。Wi-Fi 通信エリアは障害物を考慮せず半径  $r$  の同心円状とする。車両は距離が最も近い Wi-Fi スポットに接続するものとする。エリア内で車両は 100% 通信可能とし、パケットの衝突は考慮しない。Wi-Fi スポット接続開始時に必要な IP アドレス取得にかかるネゴシエーションの時間は考慮せず 0 秒とする。本手法が対象としているのは遅延耐性ネットワーク (DTN) が利用可能でデータ量が比較的小さい同期データ、システムデータ、メールデータなどであり、Wi-Fi エリア滞在時間内で通信が完了するかは考えないものとする。

### 4.1.3 パラメータ

パラメータは先述した Wi-Fi 半径  $r$  以外に Wi-Fi 同時接続可能台数  $c_{Max}$  を考慮する。  $c_{Max}$  を超える接続があった場合には、簡易的に既接続車両が Wi-Fi エリアから脱出後、待機車両のうち先にエリア内に侵入した車両から通信を開始するものとする。2 章で作成したモビリティデータは、道路交通センサが行う交通量調査データの実際の交通量 [17] と比較し数十分の一であるので、シミュレーション上で 1 台の車両が Wi-Fi スポットにアクセスしたときに、実際には数十倍のアクセスがあると考えられる。よって、本稿では  $c_{Max} = \infty$  の上界と  $c_{Max} = 1$  の下界のときの評価を行う。

### 4.1.4 評価項目

車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングの性能評価の指標として、走行する車両の Wi-Fi スポット遭遇までの時間と、Wi-Fi スポット接続時間が 2 つの指標が考えられる。Wi-Fi スポット接続時間によって送信可能なパケットの大きさが変化する。また、Wi-Fi スポット遭遇ま

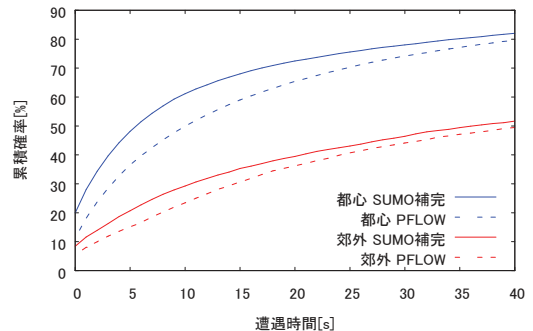


図 7: Wi-Fi スポット遭遇確率 ( $r = 40$ )

での時間によって、DTN によって送信可能なコンテンツの種類が決定する。よって本稿では走行車両の Wi-Fi スポット遭遇までの時間と接続時間を評価する。

評価実験では、作成したモビリティデータの精度比較のため、PFLOW をそのまま用いた場合のモバイルデータオフローディングの性能評価も行う。次に、2 章で作成したモビリティデータを用いて、パラメータ  $r$  を変化させた時の遭遇時間と接続時間を評価する。この実験では、都心と郊外それぞれについて、 $c_{Max} = 0$  の場合と  $c_{Max} = \infty$  の場合を比較する。

## 4.2 評価結果

### 4.2.1 PFLOW のプレーン使用比較結果 ( $r = 40$ , $c_{Max} = \infty$ )

一般的な Wi-Fi スポットでは見通しで 100m 程度の通信距離があると言われてている。しかし、実際は障害物などにより電波が減衰することや、走行車両との通信という条件の悪さを考える。そこで代表的なパラメータとして  $r = 40$ ,  $c_{Max} = \infty$  の場合について評価を行う。

2 つのモビリティデータについて図 7 に次の Wi-Fi スポットまでの遭遇間隔に対する累積確率を示す。また、図 8 に接続時間に対する Wi-Fi スポット接続確率を示す。表 1 には Wi-Fi スポットとの平均遭遇時間と平均接続時間を示す。遭遇時間の累積確率グラフでは、遭遇時間が短い場合において最大で約 10% ほど、PFLOW のプレーン使用より SUMO による補完結果遭遇確率が高い結果になった。接続確率グラフにおいても、PFLOW のプレーン使用では滞在時間が 20 秒以下のスポットが多いことに対し、提案データでは接続時間が 20 秒以上データが多いという差異がみられた。

### 4.2.2 $r$ に対する遭遇時間と平均時間

次に、Wi-Fi 半径を  $r = 20$  から  $r = 200$  まで増加させた場合の評価を行った。図 9 にその結果を示す。都心においては、同時接続台数を制限した場合 Wi-Fi 半径の拡張による遭遇間隔の短縮はほとんど見られなかった。郊外においては  $c_{Max}$  の値による遭遇間隔の違いは見られなかった。



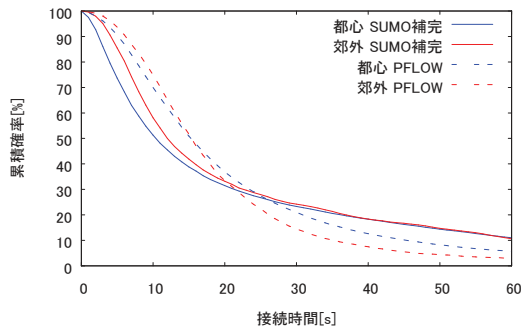
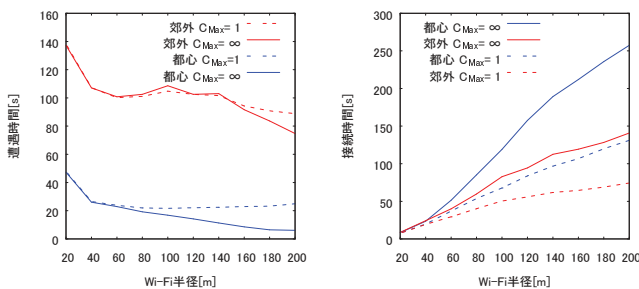


図 8: 遅延時間に対する接続確率 ( $r = 40$ )

表 1: Wi-Fi スポットの遭遇時間と接続時間

Data	90% CDF 遭遇時間	平均遭遇時間	平均接続時間
都心 提案手法	71s	26.0s	23.6s
PFLOW	79s	32.0s	22.2s
郊外 提案手法	291s	107.1s	24.2s
PFLOW	300s	110.1s	19.4s



(a) 平均遭遇時間 (b) 平均接続時間  
図 9:  $r$  に対する遭遇時間と平均時間

### 4.3 考察

#### 4.3.1 各モビリティデータのオフローディング性能の差異について

SUMO による補完では PFLOW の平均速度に合致させてシミュレーションを実行したが、図 7 に示したように、遭遇時間に対する累積確率では都心郊外ともに SUMO 補完結果の方が遭遇時間が短い結果となった。図 4(d) と図 6 を比較すると、SUMO 補完結果の平均速度が低い edge の位置と、Wi-Fi スポットの位置がおおむね一致していることが分かる。一般的に Wi-Fi スポットは多くの人が集まる駅前などに多く設置されるので、多くの車両が集まり道路が滞留する箇所と一致する。一方 Wi-Fi スポットが疎である区間では車速が速くなるので、加減速が考慮されたデータでは Wi-Fi スポットの遭遇時間が短くなったと考える。

同様の理由で、図 7 に示される PFLOW のプレーン使用と SUMO 補完結果の接続時間の違いも説明できる。Wi-Fi

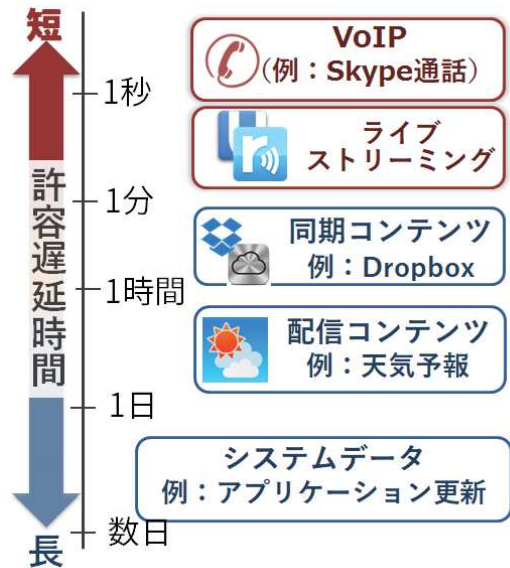


図 10: 代表的なコンテンツの予想される遅延許容時間

スポットが多く設置される場所で車速が遅くなる、もしくは信号待ちなどを行うことで、等速である PFLOW のプレーン使用に比較し、加減速を考慮した SUMO 補完結果の Wi-Fi 接続時間が長い結果となった。

#### 4.3.2 シミュレーション結果をもとにしたオフローディング可能なコンテンツについて

各々のコンテンツの遅延許容時間より、車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディング可能なコンテンツについて考える。Wi-Fi 音声通話については、音声品質評価 (TTC 標準 JJ201.01) [18] により片道遅延時間が最も悪品質なクラス C で 400ms と基準が定められている。YouTube における動画の推奨エンコード設定 [19] では、低画質モード (360p) で 1Mbps, 720p の場合は 5Mbps と映像のビットレートが定められている。音声のビットレートはステレオの場合 384kbps と定められている。図 10 に代表的なコンテンツの遅延許容時間を示す。遅延許容時間が定められていないコンテンツについては、おおよそ考えられる予測をもとにしている。

Wi-Fi における通信速度を 30Mbps と考えると、車両の移動流を用いた Wi-Fi オフローディングのスループットは、Wi-Fi 半径を 40m とした場合の遭遇時間と接続時間のシミュレーション結果より、都心で 14.3Mbps, 郊外で 5.5Mbps 程度と考えられる。よって、本稿でオフローディングの対象としてきた遅延許容時間が比較的長くデータ量が比較的小さい同期データ、システムデータ、メールデータなどは十分にオフローディング可能であると示されたと考える。また、本稿でオフローディングの対象としていなかったストリーミング配信コンテンツにおいても、都心では 720p 程度の画質の配信、郊外でも低画質な配信は十分にオフローディング可能性があると考えられる。



## 5. まとめ

本稿では、各国の都市で行われているトリップ調査のODデータをもとにして、VANET通信アプリケーション評価のためのモビリティデータの作成の実現法のフレームワークを提示した。東京大学が作成した人の流れデータと交通流シミュレータSUMOを利用して、フレームワークを評価した結果、アンケートにより収集されたトリップ時間をもとに平均速度を調節することにより、渋滞の滞留を再現した。

また、このフレームワークを利用したネットワークシミュレーションとして、車両の移動流を用いたWi-Fiオフローディング性能における遭遇頻度と接続時間の評価を行った。この評価では、ランダムなモビリティデータ及びPFLOWのプレーン使用の結果を比較対象とした。比較の結果、フレームワークによるデータはランダムデータとPFLOW両データのシミュレーションの場合とオフローディング性能に差が見られ、フレームワークによるモビリティデータの有用性が確認された。

東京都の都心と郊外における車両の移動流を用いたWi-Fiオフローディング性能評価の結果、東京都心では平均約26秒でWi-Fiスポットに遭遇し、このとき約24秒エリア内に滞在することを確認した。この結果より、メールデータやクラウドの同期コンテンツは十分にオフローディング可能であると考えられる。

本稿におけるモビリティデータの作成では、PFLOWのうち普通乗用車および軽自動車の車両のみのデータを用いた。今後はバスや徒歩、自転車、自動二輪車など多種多様な交通手段のPFLOWのデータを用いたモビリティを作成することで、より現実性の向上が図れると考える。

また、本稿における車両の移動流を用いたWi-Fiオフローディングの評価の問題点として、ネットワークモデルが非常に単純であることが挙げられる。よって、ns-3などのネットワークシミュレータを用いて、より複雑なネットワークモデルを用いて評価を行う必要がある。

## 謝辞

本研究は、JSPS 科研費 26280028 (基盤研究 (B)「モバイルデータ 3D オフローディングの研究研究」) の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] Y. Pigné, G. Danoy and P. Bouvry, “A Vehicular Mobility Model Based on Real Traffic Counting Data,” *Communication Technologies for Vehicles*, pp. 131–142, 2011.
- [2] S. Uppoor, O. Trullols-Cruces, M. Fiore, J.M. Barcelo-Ordinas, “Generation and Analysis of a Large-scale Urban Vehicular Mobility Dataset,” *Mobile Computing*,

- IEEE Transactions*, vol. 13, no. 5, pp. 1061–1075, 2014.
- [3] B. Raney, N. Cetin, A. Vollmy, M. Vrtic, K. Axhausen and K. Nagel, “An Agent-Based Microsimulation Model of Swiss Travel: First Results,” *Networks and Spatial Economics*, vol. 3, no. 1, pp. 23–41, 2003.
- [4] M. Violland, *Travel/mobility surveys: some key findings*, <http://www.internationaltransportforum.org/statistics/StatPapers/SP201102.pdf>, Organisation for Economic Co-operation and Development, (accessed 2016-02-16).
- [5] A. Santos, N. McGuckin, H.Y. Nakamoto, D. Gray, S. Liss, *Summary of Travel Trends: 2009 National Household Travel Survey*, <http://nhts.ornl.gov/2009/pub/stt.pdf>, NHTS, (accessed 2016-02-16).
- [6] 東京都市圏交通計画協議会, パーソントリップ調査とは, <http://www.tokyo-pt.jp/person/index.html>, (accessed 2015-09-09).
- [7] M. Behrisch, L. Bieker, J. Erdmann and D. Krajzewicz, “SUMO - Simulation of Urban MObility,” *The Third International Conference on Advances in System Simulation*, 2011.
- [8] Y. Sekimoto, R. Shibasaki, H. Kanasugi, T. Usui and Y. Shimazaki, “PFLOW: Reconstruction of people flow recycling large-scale social survey data,” *IEEE Pervasive Computing*, vol. 10, no. 4, pp. 27–35, 2011.
- [9] Center for Spatial Information Science The University of Tokyo, *Application Procedure* [http://pflow.csis.u-tokyo.ac.jp/?page\\_id=924](http://pflow.csis.u-tokyo.ac.jp/?page_id=924) (accessed 2015-12-19).
- [10] N. Cheng, N. Lu, N. Zhang, X.S. Shen and J.W. Mark, “Opportunistic WiFi offloading in vehicular environment: A queueing analysis,” *Global Communications Conference (GLOBECOM), 2014 IEEE*, pp. 211–216, 2014.
- [11] S. Dimatteo, P. Hui, B. Han and Li. V.O.K., “Cellular Traffic Offloading through WiFi Networks,” *Mobile Ad-hoc and Sensor Systems*, pp. 192–201, 2011.
- [12] B. Eyuphan, S. K. Boleslaw., “WiFi Access Point Deployment for Efficient Mobile Data Offloading,” *Proceedings of the first ACM international workshop on Practical issues and applications in next generation wireless networks*, pp. 45–50, 2012.
- [13] NTT DoCoMo, *Wi-Fi エリア検索サイト*, [http://sasp.mapion.co.jp/b/docomo\\_wifi/](http://sasp.mapion.co.jp/b/docomo_wifi/), (accessed 2015-05-21)
- [14] M. Haklay and P. Weber, “OpenStreetMap: User-Generated Street Maps,” *Pervasive Computing, IEEE*, vol. 7, no. 4, pp. 12–18, 2008.
- [15] Google Inc., *GoogleMaps*, <https://maps.google.com/>, (accessed 2015-02-01)
- [16] Official Google Blog, *The bright side of sitting in traffic: Crowdsourcing road congestion data*, <https://googleblog.blogspot.com/2009/08/bright-side-of-sitting-in-traffic.html>, (accessed 2015-02-13)
- [17] 国土交通省, 平成 22 年度 全国道路・街路交通情勢調査, <http://www.mlit.go.jp/road/h22census/census1.html>, (accessed 2015-09-09).
- [18] 社団法人 情報通信技術委員会, *IP 電話の通信品質評価法*, [http://www.soumu.go.jp/main\\_content/000160201.pdf](http://www.soumu.go.jp/main_content/000160201.pdf), (accessed 2016-04-26).
- [19] YouTube ヘルプ, アップロードする動画の推奨エンコード設定, <https://support.google.com/youtube/answer/1722171?hl=ja>, (accessed 2016-04-26).