

# 柔軟な学習仕組みに基づいた実用的な車両ネットワーク通信プロトコルの研究

代表研究者

策力木格

電気通信大学 大学院情報システム学研究所 助教

## 1 研究調査の目的・意義

近年、高度交通システムの実現に向けて、車両アドホックネットワーク (VANET) を用いた運転支援システム実現の取組が進められている。VANET を利用することで、より効率的な事故防止支援システム、道路交通情報システムなどの実現が期待される。本研究ではその一環として、事故・渋滞情報を周囲の車両に配布するためのマルチホッププロトコルに焦点をあてた (図 1 参照)。関連研究として、いくつかの文献がある。しかし、①様々な環境に適応できるマルチホップルーティングプロトコルの設計は依然として未解決の重要な課題である②設計に仮定が多く、実装が難しい、実環境での通信品質が不明である。

そこで、本研究では、ファジィ論理により利用可能帯域、移動状況、信号強度を統合化する、また強化学習を用いて全体的に最適な経路を決定することで安定かつ効率的な通信を可能にする柔軟な方式を提案した。さらに、提案プロトコルを Linux OS に実装し、実際の車両ネットワークにおいて、性能評価を行った。ファジィ論理と強化学習を用いた通信プロトコルの品質向上についての研究は、国際的にも初めての試みであると言える。ファジィ論理を利用して、複数の尺度を考慮し無線リンクの品質を評価することにより、様々な環境に機能する通用性の高い通信プロトコルが期待される。強化学習を用いて最適な経路を学習することにより、マルチホップにおける最適な通信方式が期待される。また VANET プロトコルの性能を実ネットワーク環境にて評価することは、実用的なプロトコルを設計するために必須であり、非常に重要な課題であると考えられる。

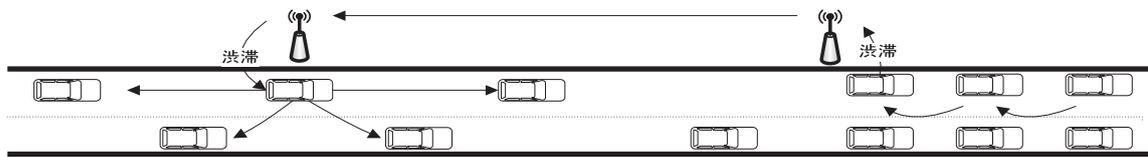


図 1 VANET におけるマルチホップ通信例

## 2 国内外の研究動向

近年車両ネットワークを用いた高度交通システム (ITS) の更なる展開が注目を浴びている。IEEE VNC (トヨタ後援)、IEEE VTC などの国際会議で、大学、研究機構、企業から研究者が集まって関連課題と解決案を検討している。車両ネットワークの実用化のためには実環境での評価が重要であるため、実習実験なども行われている。

日本では、平成 24 年 4 月 1 日から新交通管理システム (UTMS) 協会が設立された。通信事業者、トヨタなどの自動車関連企業が参加している。新交通管理システム協会の主催で、車両ネットワークの ITS での利用可能性について実証実験が行われている。米国では、University of Michigan-Dearborn, UCLA (University of California, Los Angeles) などが実車両ネットワークを用いて実験をしている。欧州の CTTC (Centre Tecnologic de Telecomunicacions de Catalunya) も関連研究と実証実験などに関わっている。しかし、既存の実験はマルチホップ通信について十分考慮していない。無線電波伝送距離、車の移動速度などの原因により、マルチホップ通信は非常に重要である。VANET のマルチホップ通信プロトコルとして、いくつかの研究がある。[1]では、移動が速いネットワークにおいて、動的に通信経路を変更することで通信効率を上げる方法を提案している。しかし無線チャンネルの特性が考慮されていないため、フェージングが発生する実無線環境では[1]の性能が低下することがある。[2]では、安定した次の中継ノードを選択する方法を提案している。しかしこの提案ではマルチホップにおける経路の選択方法を検討していない。様々な環境に適応できる

マルチホップルーティングプロトコルの設計は依然として未解決の重要な課題である。

### 3 研究調査の方法

#### 3-1 技術背景

車両アドホックネットワーク (Vehicular Ad hoc Network, VANET) は近隣の車両間や車と固定路側装置の間でコミュニケーションを提供するモバイルアドホックネットワークの一種類である。車両アドホックネットワークにおいていろいろなアプリケーションが検討されているが、それらアプリケーションのルーティング要件に従ってポイントツーポイントデータ転送アプリケーションとブロードキャストデータ転送アプリケーションの二種類に分類することができる。ポイントツーポイント通信は車両データを収集する時に利用される。またポイントツーポイントデータ転送を使うことにより、ユーザが車で移動時に音楽をダウンロードする、メールを送信する、後部座席の乗客がゲームをすることが可能になる。ブロードキャストデータ転送は交通警告メッセージや、近くのサービス情報やリアルタイムのルート情報などのメッセージ配布に使用される。本報告書では、ポイントツーポイント通信に関する検討を行う。

ポイントツーポイント通信の場合には、VANET トポロジーの頻繁な変化により、汎用ルーティング・プロトコルが適応できない。そのため、一連の中間ノードを通してソースノードから目的ノードまでの信頼できる経路を見つけることは特に重要である。また様々な交通状況において高信頼性、低遅延と低オーバーヘッドを提供するべきである。

#### 3-1 提案手法

##### (1) 概要

効率的な VANET 通信プロトコルを設計するには、以下の3点に注目する必要がある：①中継車両の選択には、車両間距離、車両の移動、受信信号強度、利用可能無線帯域という複数の尺度を考慮する必要がある②エンド・ツー・エンドのスループットはデータ転送に参加するすべてのノードの行動により決まるために、全体的に最適な経路を選択することが重要である③VANET は、異なる環境において、通信特性が変化するために、柔軟性の高いプロトコルの設計が必要である。

これに対し研究代表者は、予備研究[3]でファジィ制御強化学習を用いた経路選択方法を提案した。[3]では、利用可能帯域、移動状況、受信信号強度を考慮して、無線リンクの品質を評価している。これらは互いに相反するため、[3]ではファジィ論理を導入している。また強化学習を用いて、ファジィ評価に基づき、マルチホップにおける最適通信経路を学習している。しかし、研究[3]では、①ファジィ論理に用いたメンバーシップ関数やファジィルールの定義などで、シミュレーションにより得られた結果を反映しているため汎用性に問題があること、②実際のネットワークにおいて評価していないなどの課題が残されている。そこで、本研究では、研究[3]を発展させ、プロトコルの提案並びに実環境での評価を行う。

本プロトコルでは、ノード(車両)はその位置情報、帯域利用情報を含む Hello メッセージを定期的送信する。Hello メッセージを受信したノードは、自身のすべての隣接ノードの位置と受信信号電力の情報を得る。それに基づき、隣接ノードとの距離、移動の状況、受信信号強度、利用可能無線帯域の評価値を得る。これらの評価値から、各ノードが、メッセージを転送する際の中継ノードを決定する。しかしながらこれらの評価尺度は互いに相反する(図2参照)。各ノードで保持している情報は定期的な Hello メッセージの交換から得られたものであるため、必ずしも正確ではなく、不完全、不確かであるといえる。また次の中継ノードとのリンクがよくても、経路全体の品質がよいとは限らない。エンド・ツー・エンドのスループットは経路を構築するすべてのノードに依存するため、全体最適な経路を選ぶ必要がある。これらの理由から最適な経路を選択することは難しい問題となる。

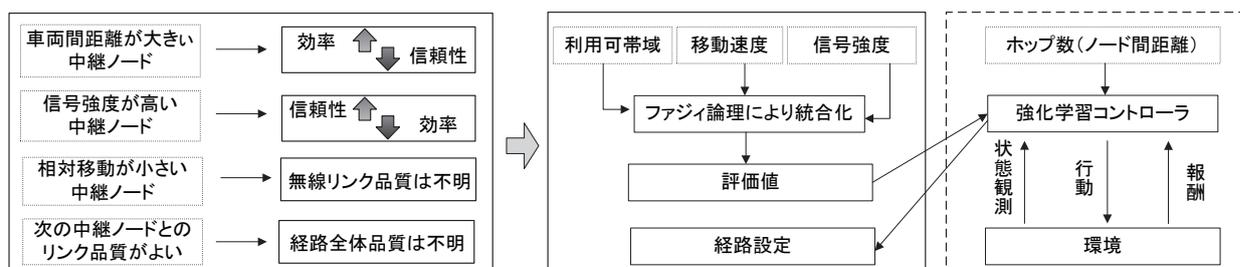


図2 ファジィ尺度を利用する強化学習に基づいた通信方式。

そこでこれら問題を解決するために、近似的な推論を行う学習仕組みが必要になる。本研究では、ファジィ

ィ論理により利用可能帯域、移動状況、信号強度を統合化する、また強化学習を用いて全体的に最適な経路を決定することで(図 2) 安定かつ効率的な通信を可能にする方式を提案する。ファジィ論理と強化学習を組み合わせることで、さまざまな状況で安定した通信経路を自動的に選択することが可能となる。

## (2) ファジィ論理を用いて複数の尺度を統合的に評価する

ファジィ集合論[4]は、複雑なシステムを「曖昧」ととらえることで最適に制御するアルゴリズムおよび理論である。ファジィ集合論は、要素がある集合にどの程度属しているかという、中間的な所属状態を許容した集合論である。これにより、あいまいな表現(例えば{とても大きい、やや大きい、やや小さい、とても小さい}など、以下言語表現と呼ぶ)との対応関係を扱うことができる。ファジィ集合論では、ファジィ集合に関するファジィ演算を定義している。ファジィ論理は、ファジィ集合論から派生したもので、近似的な推論を扱う論理体系である。ファジィ論理がファジィ集合論の応用面とされ、実世界の複雑な問題を扱う。ファジィ論理では、ある要素を複数の言語表現と対応付け、その対応の度合い(メンバシップ)を管理する。さらに、言語表現を用いたファジィルールに基づいた推論により、様々な制御を実現する。ファジィルールは、IF/THEN 規則やそれに類するもの(例えばファジィ関係行列)で規定される。

あるノードがメッセージを送信する場合、メッセージの送信方向にあるすべての隣接ノードに対して、ファジィ論理に基づき、複数の因子の値から中継ノードの適性値を求める。具体的な手順は以下のとおりである。

### ● ファジィ化

ファジィ化とは、数値で表される量を、メンバシップ関数を用いて言語表現に置き換えることである。距離、移動、信号強度の各因子に対して、それぞれの度合いを示す言語表現と、対応するメンバシップを得る(考慮する因子に対しては拡張または変更可能とする)。

### ● ファジィルールの適用

距離、移動、信号強度の言語表現から、中継ノードとしてのランクを表す言語表現を導くルールを事前に定義しておく。ファジィ化の結果とこのルールとのマッチングをとることにより、ランクと対応するメンバシップを求める。

### ● 非ファジィ化

非ファジィ化とはメンバシップ関数を用いて言語表現の結論を数値で置き換えることである。ルールの適用の結果得られた中継ノードのランクを、メンバシップ関数を用いて数値に置きかえ、この隣接ノードの中継ノードとしての適性値を決定する。

以上の評価に基づき、すべての隣接ノードの適性値を比較して、最も高い隣接ノードを中継ノードとして指定する。

具体的は以下のように実行される。

## □ ファジィ化

### ◇ 距離に関するファジィ化

hello メッセージ中の位置情報を用いて、隣接ノードと自分自身の距離を求める。基本的に、送信ノードから遠い隣接ノードほど効率的な中継ができると判断できる。そこで、隣接ノードの距離に関する評価値：距離因子(Distance Factor)を計算する(詳細は[3]を参照)。

あるノードがメッセージを送信する必要がある時点で、事前に定義した距離因子メンバシップ関数により、隣接ノードの距離が{Small, Medium, Large}にそれぞれどの程度属するかを計算する。この計算をすべての隣接ノードに対して行う。

### ◇ 移動状況に関するファジィ化

各ノードが hello メッセージを受信した際に移動因子(MF: Mobility Factor)を計算する。MF が隣接ノードの移動状況を表す。ノードがメッセージを送信する時点で、移動因子メンバシップ関数により、隣接ノードの移動状況が{Slow, Medium, Fast}に、それぞれどの程度属するか度合いを計算する。この計算をすべての隣接ノードに対して行う。

### ◇ 受信信号強度に関するファジィ化

各ノードが hello メッセージを受信した際に信号強度因子(RSSIF: RSSI FACTOR)を計算する。そのノードがメッセージを送信する時点で、信号強度因子メンバシップ関数を利用し、各隣接ノードの信号強度が{Bad, Medium, Good}に、それぞれどの程度属するか度合いを計算する。

## □ ルールベースと推論

上述のように距離、移動状況、信号強度が各言語表現にどの程度属するかを計算した後、送信ノードが事前に定義されている IF-THEN 形式のルールを用いて隣接ノードの中継ノードとしてのランクを評価する。ランクの言語表現としては {Perfect, Good, Acceptable, NotAcceptable, Bad, VeryBad} を定義する。

ルールの定義例として

Rule1: 距離が Large, 移動状況が Slow, 信号強度が Good であれば, 中継ノードとしては Perfect.

ルールが多数存在するため、解の合成を行う必要がある。ここでは Min-Max 法を用いる。例えば、Rule1 に対して、Large の度合いが 0.9 で Slow の度合いが 0.8, Good の度合いが 0.7 だとする。Min-Max 法では前件部の演算は AND (Min) 演算であり、3つの値の最小をとり、前件部のグレード値は 0.7 となる。したがって、Perfect の度合いは 0.7 となる。またルール毎に得られたランクの MAX 演算を行う。このようにファジィルールを複数組み合わせることによって、結論を言語表現で得る。

## □ 非ファジィ化

提案手法の出力メンバシップ関数を事前に定義する。ここでは、非ファジィ化には重心法 (COG: Center of Gravity) を用いる。これで計算した値が対応する隣接ノードの中継ノードとしての適性値となる。提案プロトコルでは、送信ノードがすべての隣接ノードに対して適性値を求め、その値の一番高い隣接ノードの中継ノードとして選択する。

### (3) 強化学習を用いて最適な経路を決定する

提案手法では、Q-Learning (強化学習の一種類) [5, 6] を用いてマルチホップにおける最適な経路を決定する。送信されるデータパケットが学習エージェントになる。ネットワークノード (車両) が状態となる。学習エージェントが実行する行動が次の中継ノードを選択することである。ネットワークにおけるすべてのノードの集合はエージェントが選択可能な行動の集合となる。パケットが目的ノードに届いたら、プラスの報酬が得られる。直接目的ノードに届かない場合 (しかしほかのノードで中継することで目的ノードに届く場合がある) は、割引された報酬が得られる。この場合の報酬の割引がファジィ論理を用いたリンク品質の評価に基づく。具体的には、1-hop におけるリンク品質をファジィ論理で評価し、マルチホップにおける経路の品質は強化学習を用いて評価することである。強化学習とファジィ論理を組み合わせることで、マルチホップにおける最適な経路を見つけることができる。

### (4) ダイナミックルート変更メカニズム

提案プロトコルは Reactive 型の経路選択を利用する。つまり、データ送信要求が発生したときに経路を決定することである。車両アドホックネットワークにおける効率的なポイントツーポイント通信を実現するため、本論文では高い移動状況において効率よく機能する手法を提案する。提案プロトコルは分散的強化学習ルーティング・プロトコルである。提案プロトコルは Q-Learning を利用してネットワークのリンクステータス情報を学習する。リンクステータス情報として、ホップ数、移動性など複数の指標を考慮する。提案プロトコルは従来のルート・メンテナンスと異なるダイナミックルート変更メカニズムを使って、ルートが切断される前によりよいルートに変更する。これにより、ルート・エラーによるパケットロス削減できる。また常によりよい経路を使うことによってネットワーク全体の効率を向上させることが可能になる。ダイナミックルート変更メカニズムを使うことにより提案プロトコルがダイナミックな車両アドホックネットワークのポイントツーポイントデータ転送に適応できる。

## 3-2 提案手法の検証

### (1) 検証方法

コンピュータシミュレーション、実証実験を用いて提案プロトコルの性能を評価した。提案プロトコルを AODV [7], AODV-L (AODV のルート選択にリンク品質 [8] を考慮したプロトコル), QLAODV [1] と比較を行った。(この報告では、結果データの一部のみを示す; 詳細パラメータ、結果については [9] を参照)。

### (2) コンピュータシミュレーション

コンピュータシミュレーションを用いて、他の既存研究と比較しながら、提案プロトコルの評価を行う。シミュレーションにより、さまざまなネットワークトポロジにおいて提案プロトコルの性能評価を行い、問題点を見つけて提案プロトコルを改良することを繰り返した。シミュレータとしては、オープンソースネットワークシミュレータ ns-2.34 [10] を用いた。無線電波伝搬モデルとして、Nakagami モデル (ns-2.34 にて提供されている) を用いて、より現実的なフェージングを模擬する。車両移動モデルとして、SUMO [11] と TraNS

[12] を利用を利用して車両移動シナリオを作成した。道路マップとしては、直線道路、交差点がある道路 Street scenario の 2 種類を用いた。

直線道路と Street scenario におけるパケット到達率をそれぞれ図 3, 図 4 に示す。図に示したように、提案プロトコルはその他のプロトコルより高いパケット到達率を提供することができる。提案プロトコルでは、中継ノードの選択には距離、移動状況、通信可能帯域を考慮（詳細考慮する方法は[9]を参照）しているため、他の方法に比べて、高いメッセージ伝達率を得ることができている。また強化学習を利用して、マルチホップにおける最適な経路を選択することができるからである。

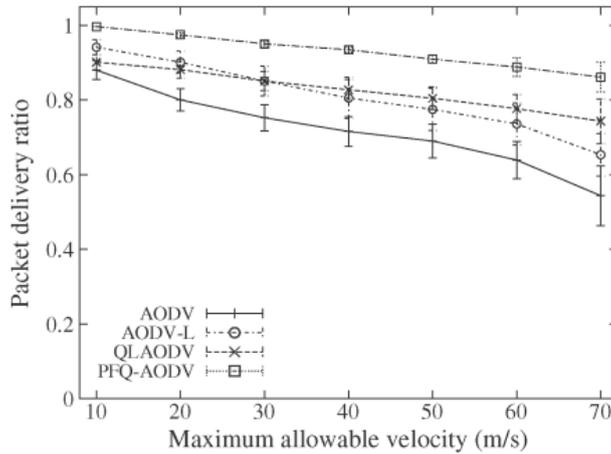


図 3 直線道路におけるパケット到達率 (ミュレーション)

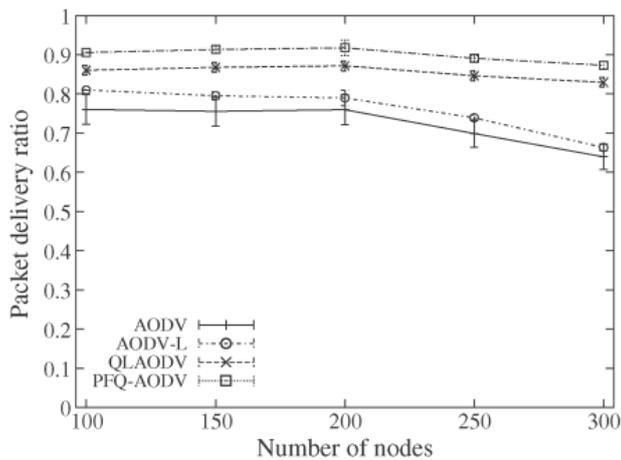


図 4 Street scenario におけるパケット到達率 (ミュレーション)

### (3) 実証実験

実ネットワーク環境にて提案プロトコルの性能を評価し、提案プロトコルの改良を行った。提案プロトコルを Linux OS にて実装して、実無線環境での提案プロトコルの動作を確認した。さらにノート PC (Linux がインストールされている) を車に搭載させることにより、実車両アドホックネットワークにおける動作確認をした。具体的には、ノート PC は DELL Vostro3560、無線 LAN カードは Buffalo WLP-EXC-AG300 を利用した。本研究では、主に経路選択と上位層の機能に焦点をあてるため、免許不要の 2.4Hz 帯を利用した。効果的に研究を進めるため、またはコストを削減するために、まず車なしで実無線ネットワークを構築して、提案プロトコルの評価と改良を十分行ったあと、提案プロトコルを実装したノート PC を車に搭載させ、車両アドホックネットワークにて実証検証をした。

最初の研究計画では、無線リンクの品質評価では、無線カードが提供している API を利用することを予定していた。しかし、市販の無線カードでは、その API を提供していないものもあった。そこで、すべての無線カードにおいて動作するプロトコルを実装する目的で、無線カードの API に依存しない方式を提案した。それは、Hello メッセージの交換から無線リンクの品質を推定することである。Hello メッセージのロス率な

などを移動平均することで、リンク品質を評価した。シミュレーション、実装実験を通してこの方式の有用性を示した。この方式を利用して無線リンクの品質評価を行った。

最初の研究計画では、GPS 位置情報を利用して、車両間移動速度を計算する方法を考えていた。しかし、GPS 情報が取れないところがあった。また GPS 受信器を持たない車両もあった。そのため、GPS がない環境では車両の相対移動速度を推定できる方式が必要となった。そこで、本研究では、隣接ノード変化の情報に基づいて、車両間相対移動速度を推定する方式を提案した。同じ方向に移動している車（相対移動速度が低い車）間では、隣接ノードの変化も少ないということを利用した。この推定方式は、提案プロトコルにて実装されている。そのため、提案プロトコルでは、GPS に依存しないで、車両の相対移動速度を推定できるというメリットがある。

図 5 に示すように、実際の車両アドホックネットワークを構築して、提案プロトコルの評価をおこなった。車両の移動パターンが図 6 に示した通りである。



図 5 実車両ネットワークにおける実験

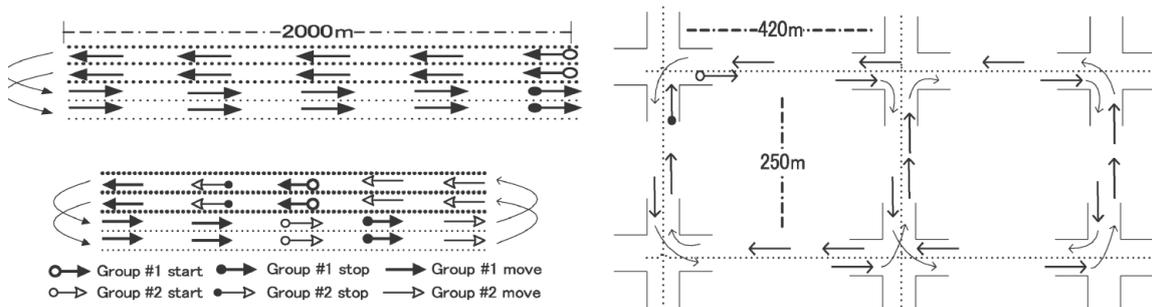


図 6 実験における車両移動パターン

図 7、図 8 はそれぞれ直線道路、Street scenario におけるパケット到達率を示している。提案プロトコルはほかのプロトコルより高いパケット到達率を得ることができる。

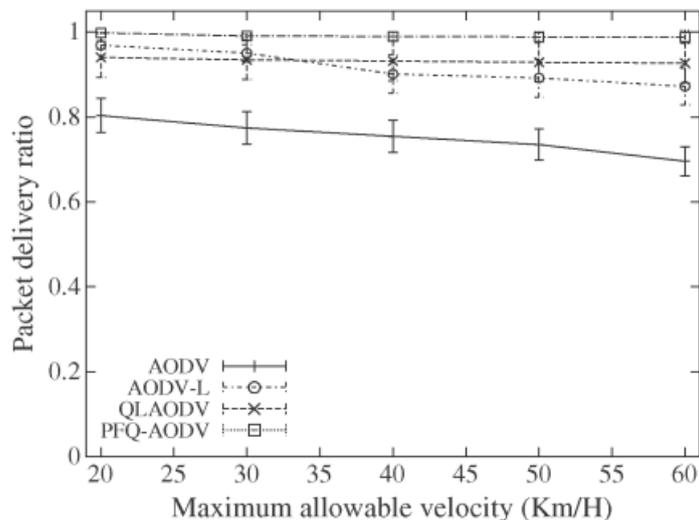


図 7 直線道路におけるパケット到達率 (実証実験)

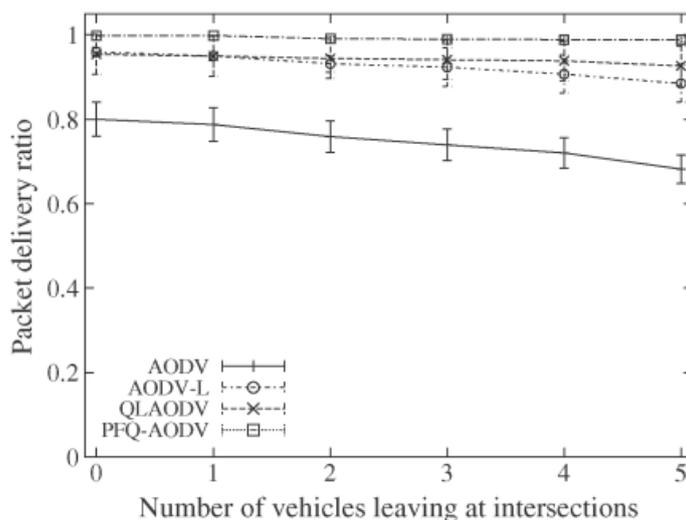


図 8 Street scenario におけるパケット到達率 (実証実験)

## 4 研究調査の成果, 今後の課題

### 3-1 研究調査成果

本研究では, 事故・渋滞情報を周囲の車両に配布するためのマルチホッププロトコルを提案した. 提案プロトコルでは, ファジィ論理に基づき車両間距離, 車両の移動, 無線帯域, 無線電波の伝搬特性を柔軟に考慮し情報を中継する, また強化学習を用いて全体最適な経路を定めることを特徴とする. ファジィ論理は人間の思考と似たような近似的な推論を扱うことができ, 強化学習は自律分散的に最適な経路を選ぶことができる. 本研究では, ファジィ論理を応用して, 隣接車両の中継車両としての適切性を評価することにより, 安定かつ効率的な通信方式が期待される. また強化学習により, ネットワークトポロジ変化に適応した経路選択が期待される. ファジィ尺度強化学習を用いた通信プロトコルの品質向上についての研究は, 国際的にも初めての試みであると言える. さらに本研究では, 提案プロトコルを実車両アドホックネットワーク環境において評価し, その実用性を明らかにした. 研究成果を権威のある論文誌 IEEE Transactions on Vehicular Technology に発表した[8].

### 3-2 今後の課題

以下のような課題が残っている: ①ファジィ論理に用いたメンバシップ関数やファジィルールなどは設計者の経験などに基づき定義されているため, 最適ではない, ②経路選択がTCPにおける影響を考慮していないこと, ③実際のアプリケーションを考慮していない.

そこで, 今後の研究では, これまでの成果を進展させ, ①ファジィパラメータを自動的に設定できるアルゴリズムを提案する②経路選択が上位レイヤにおける影響を明らかにする. 具体的には, 経路変更がTCPの輻輳制御に関する影響, ホップ数がTCP性能に対する影響, 経路上のノードのチャンネル競争がTCPスループットに対する影響などを明らかにする. その次, エンド・ツー・エンドのスループットを考慮した全体最適な経路を決定する. ③音声・映像通信における提案プロトコルの性能を明らかにして, 実際のシステムを開発する.

## 【参考文献】

- [1] Celimuge Wu, K. Kumekawa, and T. Kato, "Distributed reinforcement learning approach for vehicular ad hoc networks," IEICE Trans. Commun., vol. E93-B, no. 6, pp. 1431-1442, 2010.

- [2] N. Sofra, A. Gkelias and K. K. Leung, Route Construction for Long Lifetime in VANETs, IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol.60, no.7, pp.3450-3461, 2011.
- [3] Celimuge Wu, Satoshi Ohzahata and Toshihiko Kato, "Routing in VANETs: A Fuzzy Constraint Q-Learning Approach", IEEE GLOBECOM, pp.213-218, 2012.
- [4] G. J. Klir, U. St. Clair, and Y. Bo, "Fuzzy Set Theory: Foundations and Applications," Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1997.
- [5] C. Watkins, "Learning from delayed rewards," Ph.D. dissertation, Psychology Dept., King's College, Cambridge Univ., Cambridge, U.K., 1989.
- [6] C. J. C. H. Watkins and P. Dayan, "Q-learning," Mach. Learn., vol. 8, no. 3/4, pp. 279-292, May 1992.
- [7] C. Perkins and E. Belding-Royer, RFC 3561, "Ad hoc on-demand distance vector (AODV) routing", Jul. 2003.
- [8] D. S. J. De Couto, D. Aguayo, J. Bicket, and R. Morris, "A high-throughput path metric for multi-hop wireless routing," in Proc. ACM MOBICOM, 2003, pp. 134-146.
- [9] Celimuge Wu, Satoshi Ohzahata and Toshihiko Kato, "Flexible, Portable and Practicable Solution for Routing in VANETs: A Fuzzy Constraint Q-Learning Approach," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol.62, no.9, pp.4251-4263, 2013.
- [10] The Network Simulator - ns-2, <http://www.isi.edu/nsnam/ns/>, Accessed on Sep. 18, 2012.
- [11] Simulation of Urban Mobility (SUMO), <http://sourceforge.net/apps/mediawiki/sumo/index.php>, Accessed on Sep. 18, 2012.
- [12] TraNS (Traffic and Network Simulation Environment), <http://trans.epfl.ch/>, Accessed on Sep. 18, 2012.

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
Flexible, Portable and Practicable Solution for Routing in VANETs: A Fuzzy Constraint Q-Learning Approach	IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol.62, no.9, pp.4251-4263	2013年11月
A Fuzzy Inference Intelligent Routing Protocol for Vehicular Ad Hoc Networks	信学技報, vol. 113, no. 132, ASN2013-84, pp. 201-206	2013年7月