

2019年度 修士論文

論文題目

スマートフォンを用いたP2P通信での
画像伝播による渋滞映像提示システム
(Traffic Jam View Display System Using
Smartphone Peer-to-Peer Image Propagation)

指導教員

舟橋 健司 准教授

名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

2018年度入学 30414113番

名前 三木 翔平

目次

第 1 章	はじめに	1
第 2 章	画像伝播による渋滞映像提示システム	4
2.1	システム概要	4
2.1.1	GPS	5
2.1.2	Wi-Fi Direct	6
2.1.3	DeepLab v3+	6
2.2	渋滞判定	8
2.2.1	渋滞可能性状態	8
2.2.2	渋滞状態	8
2.3	画像の伝播	10
2.3.1	先頭送信ノード	10
2.3.2	中継送信ノード	12
2.3.3	受信ノード	12
2.4	間引き判定	14
2.4.1	ロジスティック回帰分析	15
2.4.2	データセットの作成	15
2.4.3	学習モデルの構築	16
2.4.4	ロジスティック回帰分析による間引きの判定式	16
2.5	アプリケーションの UI 構成	18
第 3 章	画像伝播に関する屋外での検証実験	24
3.1	実験概要	24
3.2	結果と考察	25
第 4 章	間引き判定の評価実験	29
4.1	実験概要	29
4.2	結果と考察	31
第 5 章	本システムの利用による心的効果に関する評価実験	32
5.1	実験概要	32
5.2	結果と考察	33
第 6 章	むすび	35
	謝辞	36

参考文献	37
発表論文リスト	39

第1章 はじめに

自動車の運転時に、運転者は前方の道路状況や交通状況を知りたいと思う。この欲求は運転の3要素である認知、判断、操作の認知に当たり、これを補助する運転支援システムには需要がある。各自動車メーカーや研究機関は運転者の認知を補助するため、様々なアプローチによる交通状況の通知手法を提案している。例えば、道路標識および歩行者の検知やモニター上での強調表示 [1][2]、車載カメラによる死角モニタリング [3] の技術開発は盛んに行われている。中でも特に、直感的な状況把握を促せる手法としてシースルービューを構築する手法がある [3][4]。シースルービューとは運転者の視線で車体の一部もしくは車両全体を透過したように見せる手法のことである。Rameauらは、トラック前方に取り付けられたカメラが取得した道路映像をトラックの背面パネルへ映すことであたかもトラックが透過したように見えるシースルービューの手法を提案した [4]。また、当研究室でもこれまでに、先行車のダッシュボードに設置したスマートフォンで取得した周辺環境の映像を追従車に提供することで、先行車の車体により生じる死角を補完するシースルービューシステムを提案してきた [5]。このシステムでは前後2車間の先行、追従判定にはGPS情報を用い、通信はWi-Fi Direct[6]を利用している。

ところで、これまで述べてきた手法は近傍の道路状況を通知するものであったが、運転者は渋滞の先頭のような、より遠方の交通状況を知りたいとも思うだろう。このような需要に対しては、参加型センシングを利用する手法が提案されている [7][8][9]。参加型センシングとは、参加者が取得した情報をクラウドに収集し、他の参加者に提供する技術である。参加型センシングを利用した運転支援には例えば渋滞情報の収集、提供が挙げられる。Internavi[7]やG-BOOK[8]といったサービスは会員から収集した走行データを元にカーナビ上へ渋滞情報を提示する。これらの手法は渋滞情報をテキストや地図への記号、図形の重畳表示によって提示するものが一般的で

あり、渋滞回避の参考にすることやおおよその規模を把握することは可能である。しかし、実際に渋滞に陥った運転者は渋滞の先の様子を見たいというように視覚的情報を欲している。これらのサービスは、渋滞の中を走行している運転者のこのような要望には応えることができない。これを受け、玉井らは渋滞動画をクラウドに収集し共有する参加型センシングシステムを提案した [9]。これにより直感的な状況把握の補助は達成されたが、一方でクラウドサーバの維持が必要なことから運営コストが大きくなる問題が依然として残る。

そこで本研究ではスマートフォンで撮影された道路画像を渋滞の先頭車両からより後方の車両へと次々に伝播させることで、渋滞状況の映像を通知する映像提示システムをスマートフォンアプリケーション上で実現することを提案する。提案システムは映像として渋滞状況を提示するため、渋滞に陥った運転者の渋滞の前方の様子が見たいという欲求を満たし、これによりストレスの軽減が期待される。また、システムはスマートフォン同士の P2P 通信を利用するためサーバを必要としない。このことから低コストでの導入が可能であると言える。

提案するシステムは渋滞時の使用を目的としているため、使用者の車両が渋滞に陥ったことを判定する機能が必要である。そこで本研究では、自車のスマートフォン端末の GPS 位置情報、および周囲の車両の端末からの GPS 位置情報と走行状態を含むブロードキャスト情報を元に、自車の走行状態を推定することで渋滞判定を行う。また、適切に渋滞の先頭から後ろへと画像を伝播する機能が必要である。各端末は、アクセスポイントなどを利用せずに端末間で直接、通信を行う。そのため通信可能な距離に限りがある、すなわち長い渋滞の先頭車両から後方の車両へ直接、画像を送信することはできない。そこで、前方から受信した画像をさらに後方へ伝播させる役割を持つ中継端末を設ける。各端末は GPS およびブロードキャスト情報を元に、渋滞先頭に存在し画像を送信する先頭送信ノード、前方の送信ノードから画像を受け取る受信ノード、受信ノードとして受け取った画像をさらに後方の端末に伝播させる中継送信ノードの 3 つの役割のいずれかへと適宜役割を切り替える。これにより直接通信が可能な距離以上の長さをもつ渋滞においても画像の伝播を可能にする。なお伝播の際には、渋滞の先頭が撮影した画像だけでなく中継車両の撮影した画像も渋滞の様子を通知する情報として有益だと考えて、中継車両の端末は前方の端末

から受信した画像に加え自身が撮影した画像も伝播させるものとした。このとき渋滞列が長くなるほど渋滞後方の端末が取得する画像が膨大となってしまう問題が生じる。これはデータ量の面で通信コストが大きくなり好ましくない。そこで本研究では、伝播しようとする画像数が閾値を超えた場合には、いずれかの画像を削除する間引き処理を行う。このとき間引き対象とする画像は、先頭車両が撮影した画像を除いた各画像を比較して最も渋滞の様子が分かりづらいものを選択すべきである。本研究ではまずいくつかの渋滞画像に対し、Google LLC がオープンソースとして公開しているセマンティックセグメンテーションモデルである DeepLab v3+ [10] のトレーニングコード [11] で学習した学習モデルによって画像セグメンテーションを行う。このセグメンテーション結果から抽出したパラメータに対してロジスティック回帰分析を行う。これにより、渋滞時に提示された場合に見たいと感じる画像かあまり見たいとは思わない画像なのかを判定するロジスティック回帰式を導出する。この回帰式を伝播画像に適用することで各画像の回帰スコアを導出して、比較することで間引きの判定を行う。以上の手法で画像数を抑えつつ伝播した画像は、各車両の端末画面上に渋滞先頭の画像から順にリスト形式で表示する。端末に表示された画像を見ることで、運転者は渋滞の先の様子を確認することができる。これにより運転者の渋滞の前方の様子がわからないことに起因するストレスの軽減が期待できる。

本論文では第2章でスマートフォンを用いた渋滞画像伝播システムについて述べる。第3章では作成したアプリケーションの画像伝播動作に関する屋外での検証実験について述べる。第4章では間引き判定の妥当性を確かめるためのアンケートを用いた評価実験について述べる。第5章では本システムを利用したユーザの心的効果に関する評価実験について述べる。第6章では本研究のまとめと今後の課題について述べる。

第2章 画像伝播による渋滞映像提示システム

2.1 システム概要

本研究では渋滞に陥った車両間において、渋滞の先頭車両が撮影した交通状況を映した画像を追従する車両へと伝播し提示することで、運転者の渋滞の前方の様子が見たいという欲求を満たす。これを実現するには車両が渋滞内を走行しているかどうかを判断する機能と、画像を渋滞の先頭から末尾へと伝播する機能が必要である。また、伝播においては第1章でも述べたように通信可能な距離の制限に対する解決として中継端末を設定する。この中継端末が撮影した映像も渋滞の前方の様子を示す情報として役立つと考え、先頭車両の画像に追加する形で後続へと伝播させることとする。このとき一定数の画像が伝播する画像群に蓄積された段階で、通信コストを抑えるために中継車両が撮影した画像の中から最も渋滞の様子が分かりづらい画像を削除する間引きを行う。

システムはまず、GPS情報の時系列変化から車両の進行方向および進行速度を取得する。この進行速度が閾値以下となった場合、その端末は自身を渋滞可能性状態であると判定する。ここで渋滞可能性状態としたのは、速度が閾値以下である条件だけでは、渋滞に遭遇したのか単なる駐停車および信号待ちであるのかが判断できないからである。その後、渋滞可能性状態となった端末は、1: 渋滞可能性状態のまま一定距離を走行する、2: 同方向進行の渋滞可能性状態の端末を一定数以上発見する、3: 同方向進行の渋滞状態の端末を1台でも発見する、のいずれかの条件を満たした段階で自身を渋滞状態であると判定する。渋滞状態となった端末は画像伝播の準備を開始する。各端末は画像の伝播における役割を判断するために、Wi-Fi Directを介してGPS情報を含んだブロードキャスト情報を周囲の端末に通知する。このブロードキャスト情報に含まれるGPS情報を用いることで、端末は自身を先頭送信ノード、中継送信ノード、受信ノードのいずれかの役割へと随時切り替える。先頭送

信ノードは後方の受信ノードへと画像を送信する機能と、次の中継送信ノードを指定する機能を持つ。中継送信ノードは受信した画像および自身が撮影した画像を後方の受信ノードへ送信する機能と、次の中継送信ノードを指定する機能、および一定数以上の画像受信した場合に最も不必要な画像を削除する間引き機能を持つ。このとき不必要な画像の選定には機械学習による画像セグメンテーション結果を利用したロジスティック回帰式を用いる。受信ノードは前方の最も近い送信ノードへ通信リクエストを送る機能、画像を受信する機能を持つ。以上の要件を満たすシステムを、Android アプリケーションとして構築する。

以下に、本システムを構築するにあたり利用した既存の技術として、GPS、Wi-Fi Direct およびセマンティックセグメンテーションモデルの DeepLab v3+ について紹介する。

2.1.1 GPS

GPS (Global Positioning System) は人工衛星を利用した測位システムである [12]。1973年に米国国防省によって開発が始まり、1994年から実質的な運用が開始された。現在ではカーナビゲーションシステムや携帯電話に広く導入されている。GPSは運用開始当初は異なる6つの軌道上に4機ずつの人工衛星を投入し、計24機で全地球の測位をカバーしていた。その後さらに衛星の数を増やし、2020年1月時点では31機体制で運用されている。軌道高度は20,180km。周期は11時間58分である。各衛星は10.23MHzの基準発振器を持っており、L1信号からL5信号までの周波数の異なる右旋円偏波を送信している。

Android 端末においてGPS情報を利用する場合、端末そのものに搭載されているGPS受信回路を用いる端末GPSと、基地局のGPS情報およびWi-Fiを利用したネットワークGPSの2つを用いる。端末GPSはネットワークGPSに比べ精度の高い位置情報が取得できるが、屋内においては衛星の捕捉精度が落ちるため、位置情報の精度が低下する。一方、ネットワークGPSは屋外での使用時は端末GPSよりも精度が劣るものの、屋内での使用においては基地局やWi-Fiアクセスポイントとの通信により位置情報の取得精度が端末GPSより高くなる。取得できる情報は

緯度，経度といった二次元座標に加え高度も含めた三次元座標，および原子時計の時刻などがある [13].

2.1.2 Wi-Fi Direct

Wi-Fi Direct は，業界団体の Wi-Fi Alliance が定めた無線 LAN 規格のことである [6]. この規格は Wi-Fi 機能を有する機器同士を，無線 LAN アクセスポイントを介すことなく直接接続させる. Wi-Fi Direct に対応している機器はそれ自身がアクセスポイントとしての役割を持つ. そのため，他の Wi-Fi Direct をサポートしない通常の無線 LAN クライアントからはインフラストラクチャーモードのアクセスポイントであるとみなされる. すなわちその場にひとつでも Wi-Fi Direct をサポートしている機器があれば，通常の無線 LAN クライアントとも P2P 通信を構築することが可能である. また 1 対 1 通信だけでなく，1 対多通信にも対応している. 通信の構築時には事前に機器名や接続状況といった端末情報をブロードキャストする. それぞれの機器はブロードキャストされた情報をもとに接続を構築し，通信を開始する. 通信時の暗号化プロトコルは WPA2 を使用している. 通信における暗号化の設定には同団体が策定した規格の Wi-Fi Protected Setup を利用する. この設定方法は PBC 接続および PIN コード接続によって通信先端末の信頼性のチェックと認証を行う. Wi-Fi Direct は通常の Wi-Fi と同じく IEEE802.11 a/b/g/n/ac の規格に対応しており，通信速度は最大 250Mbps に達する. また，通信距離は最大で約 110m である. なお，Wi-Fi Direct は Windows OS では Windows 7 以降，Android OS では Android 4.0 以降で利用可能である. 一方で 2019 年 1 月現在 iOS では利用することができず，類似の機能を提供するものとして Multipeer Connectivity Framework [14] がある.

2.1.3 DeepLab v3+

DeepLab v3+ は，Google LLC によって開発されたセマンティックイメージセグメンテーションモデルである [10]. セマンティックイメージセグメンテーションとは，画像内のすべてのピクセルに対して，人や車，草木といった意味のあるラベルを割

り当てる処理のことである。DeepLab v3+ は、畳み込みニューラルネットワークをベースとし、空間ピラミッドプーリングモジュールおよびエンコード、デコード構造を用いたネットワークを組み合わせることによりこれを達成した。空間ピラミッドプーリングモジュールは、入ってくる特徴量をフィルタにより探査したり、複数の有効な視野でプーリングすることによってマルチスケールの情報を符号化する機能がある。そこでDeepLab v3+ では、Atrous 空間ピラミッドプーリングと呼ばれる、複数の異なるスケールの情報を抽出することが可能なネットワークを採用した [15][16]。またエンコード、デコード構造によるネットワークの構築は鮮明なオブジェクト境界を得る手法として有用であるため、これを組み合わせることを提案している。さらにこのモデルは、これら2つのネットワーク両方に対して深度方向畳み込み分解を適応させている。深度方向畳み込み分解は、パフォーマンスを維持しながら計算コストおよびパラメータの削減に強力に作用する手法として、多くのニューラルネットワークで採用されている。COCO2017検出チャレンジ提出の Deformable Convolutional Networks [18] と同様の Xception モデル [17] を調査することにより、DeepLab v3+ は精度と速度の両方を改善した。図 2.1 に DeepLab v3+ の構造図を示す。

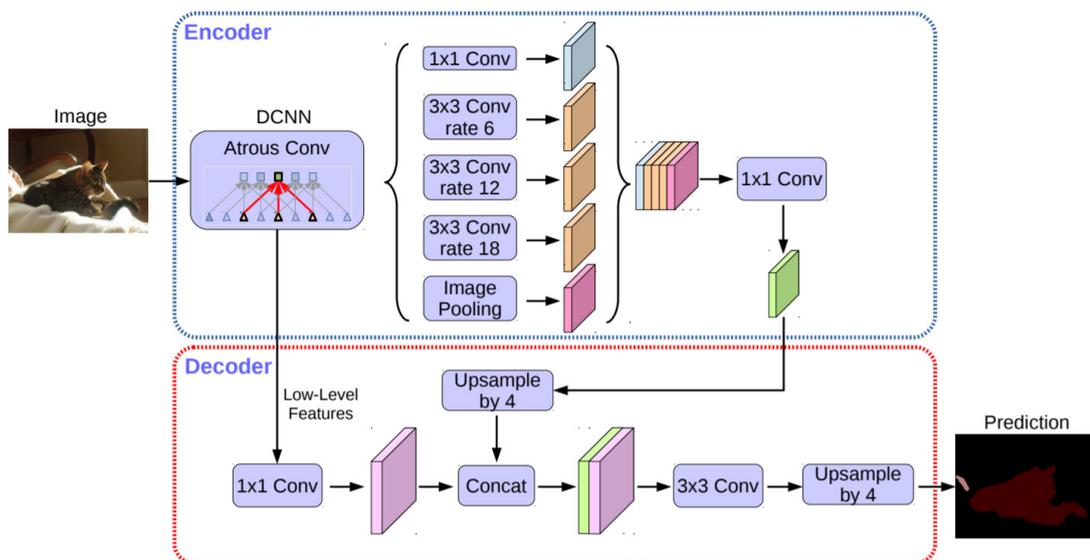


図 2.1: DeepLab v3+ の構造 (文献 [10] より引用)

2.2 渋滞判定

本節では車両が渋滞内を走行しているかどうかを判定する、渋滞判定の手順について述べる。渋滞の推定のため、提案手法では端末が取得した GPS 情報による速度を用いる。しかしこの時、速度のみでの分類を行うと単なる駐停車や信号待ちによる一時的な減速と判断がつかない。そこでこの速度による条件を満たした車両の走行状態を渋滞可能性状態であると定め、渋滞可能性状態の条件に加え、あらかじめ定められた距離に基づいた閾値以上の距離移動やブロードキャスト情報による各走行状態の周辺車両の数を用いた条件を満たす場合に、その車両は渋滞状態であると定める。

2.2.1 渋滞可能性状態

スマートフォンが計測した単位時間 $T[\text{sec}]$ 当たりの車両の速度 $v[\text{km/h}]$ があらかじめ設定された閾値 $V[\text{km/h}]$ 以下となった場合、その車両は渋滞可能性状態であると判定する。なお、このときスマートフォンが取得する速度は開発環境が用意している API による取得値を用いる。閾値 V については、VICS による都市内高速道路の渋滞区分条件が 20km/h 以下での走行であることを参考に [19]、本稿ではこれに準じる形で定めて実験を行う。

2.2.2 渋滞状態

渋滞可能性状態となった車両が渋滞可能性状態の条件に加えて、次に示す3つの条件のいずれかを満たした場合渋滞状態であると判定する。

1. あらかじめ設定した距離 $M[\text{meter}]$ 以上の距離を走行する。
2. 同方向へ進行する渋滞可能性状態の車両が周囲に N 台存在する。
3. 同方向へ進行する渋滞状態の車両が周囲に一台でも存在する。

なおここでの距離 M および車両台数 N は実環境で発生する渋滞状況を経験的に考え、渋滞と考える最小の距離および台数として定める。また、進行方向および移動距離はスマートフォンが取得した GPS 情報の緯度経度情報を用いて導出する。計

算においては地球の半径を必要とするが、本論文では計算の簡単化のため近似を用いる。すなわち、経度を考える場合は赤道半径 R [m] を半径とした真円を用い、緯度について論じる場合は極半径 R' [m] を半径とした真円を用い議論する。地球の赤道半径 R と極半径 R' は次の値 (2.1), (2.2) である。

$$R = 6378137 \quad (2.1)$$

$$R' = 6356752.314 \quad (2.2)$$

まず、現在のひとつ前に取得した時刻 T_{t-1} の経度緯度座標 $a_{t-1}(\theta_{t-1}, \phi_{t-1})$ [degree] から現在の時刻 T_t の経度緯度座標 $a_t(\theta_t, \phi_t)$ [degree] への変位 $\Delta x, \Delta y$ [m] を、東を x 軸正の方向、北を y 軸正の方向とした二次元座標系において求める。座標 a_{t-1}, a_t における赤道に平行な地球の断面の半径 r_{t-1}, r_t [m] は次の式 (2.3), (2.4) で表せる。 R は前述の赤道半径である。

$$r_{t-1} = R \cos \phi_{t-1} \quad (2.3)$$

$$r_t = R \cos \phi_t \quad (2.4)$$

ここで、車の移動における ϕ の変位は地球の大きさからすると非常に小さいものであるとして、 $r_{t-1} = r_t$ とする近似を用いると、 $\Delta x, \Delta y$ は次の式 (2.5), (2.6) で表される。 R' は極半径である。

$$\Delta x = r_t \frac{\pi}{180} (\theta_t - \theta_{t-1}) \quad (2.5)$$

$$\Delta y = R' \frac{\pi}{180} (\phi_t - \phi_{t-1}) \quad (2.6)$$

$\Delta x, \Delta y$ を用いると進行方向 ψ_t [degree] および移動距離 l_t [m] は次式 (2.7), (2.8) で求められる。

$$l_t = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \quad (2.7)$$

$$\psi_t = \arctan \frac{\Delta y}{\Delta x} \quad (2.8)$$

本研究では道路は一般的に単路、十字路、T字路であるとして、8方位が判定できれば十分であると仮定する。そこで進行方向 ψ_t を8方位で分割したのちブロード

キャスト情報として周囲の端末に伝達することで同方向への進行を判定する。進行方向と GPS 位置情報をブロードキャストする手段および周辺端末の台数の取得手段としては Wi-Fi Direct を用いる。

2.3 画像の伝播

本節では渋滞状態となった各端末が渋滞画像を伝播する手順について説明する。本システムは渋滞の先頭の様子を画像情報として伝達するため渋滞の先頭車両の端末が撮影した画像を追従する車両の端末に送信する。その際、伝送コスト削減を目的にサーバを利用しない端末間直接通信を用いるが、これは通信距離が制限されているため通信可能な距離以上に離れた後方の端末へ画像を送ることができない。そこで提案手法では、画像をより後方へ伝達する中継端末を設定する。すなわち、渋滞を構成する車両の各端末は、まず周辺端末から受信した GPS 情報や走行状態をもとに周辺車両との位置関係を推定する。なお、周辺端末の GPS 情報や走行状態は渋滞判定同様に Wi-Fi Direct のブロードキャスト情報に付与されたものを利用する。その後、各端末は自身に渋滞の先頭に存在する先頭送信ノードか、前方の端末から受け取った画像をさらに後方の端末に転送する中継端末の役割を持つ中継送信ノード、もしくは前方の端末から画像を受け取る受信ノードのいずれかの役割を設定する。ここで設定した伝播時の役割は、GPS 情報や走行状態などと同様に Wi-Fi Direct のブロードキャスト情報に含めることで周囲の端末に通知する。また、通信距離については安定した通信が可能な距離の閾値 D [m] を定め、半径 D 以内の範囲に存在する端末を通信先の候補として扱う。

2.3.1 先頭送信ノード

渋滞の先頭の様子を撮影する役割を先頭送信ノードとして定める。この役割は渋滞の先頭に存在する車両の端末が実行するものである。すなわち、先頭送信ノードとなる条件は前方 D 以内に同方向に進行する渋滞状態を示す車両が一台も存在しないことである。先頭送信ノードには通信を要求してきた後方の受信ノードへと自身が撮影した画像を送信する機能と、画像をより後方の端末へ伝播するために次の中

継端末を指定する機能が必要である。画像の送信機能は、Wi-Fi Direct によるソケット通信により実現する。また、中継端末の指定は、自身の後方 D 以内に存在する端末のうち、最も後方の端末に対して行う。これは先頭送信ノードとなった端末が受信ノードに画像を送信する際、自身の後方 D 以内に存在する最後尾の端末だけに対しては中継端末へと役割を更新することを指定するメッセージを合わせて送信することで実現する。

例えば、図 2.2 の状況では、図中の車両 1 の端末は前方に同方向に進行する渋滞状態を示す車両が一台も存在しないため、先頭送信ノードとなる。このとき車両 1 の端末は車両 2~4 の端末から通信リクエストを受け取った際に撮影した画像を送信する。また、車両 4 の端末に対しては画像と一緒に中継端末へと役割を更新することを指定するメッセージを送信する。

以上の処理を行うためには、各端末間の端末間距離および周辺端末が自身の前方に存在するのか後方に存在するのかを判定する前後判定が必要である。これらは周辺端末の GPS 情報および判定を行う端末自身が取得した GPS 情報を用いて導出する。まず、自端末の経度緯度座標を $a'(\theta_{a'}, \phi_{a'})$ [degree]、相手端末の経度緯度座標を $b'(\theta_{b'}, \phi_{b'})$ [degree]、座標 a', b' における赤道に平行な地球の断面の半径を $r_{a'}, r_{b'}$ としたとき、東を x 軸正の方向、北を y 軸正の方向とした二次元座標系において自端末から相手端末への端末間の座標差 $\Delta x', \Delta y'$ [m] を求める。その後 $\Delta x', \Delta y'$ を用いることで端末間距離 l' [m]、自端末から相手端末を見た場合の向き α [degree] を求める。 $\Delta x', \Delta y'$ および l', α は次の式 (2.9)-(2.12) で表せる。なお、式 (2.5), (2.6) と同様の議論により $r_{a'} = r_{b'}$ とする。

$$\Delta x' = r_{a'} \frac{\pi}{180} (\theta_{b'} - \theta_{a'}) \quad (2.9)$$

$$\Delta y' = R' \frac{\pi}{180} (\phi_{b'} - \phi_{a'}) \quad (2.10)$$

$$l' = \sqrt{\Delta x'^2 + \Delta y'^2} \quad (2.11)$$

$$\alpha = \arctan \frac{\Delta y'}{\Delta x'} \quad (2.12)$$

前後判定は式 (2.12) により導出した α を渋滞判定で述べた進行方向の導出と同様に 8 方位で分割した後に、自端末の進行方向と比較することで行う。すなわち進行方

向と α が同方向だった場合は相手端末は前方に存在しており，進行方向と α が反対方向となった場合は相手端末は自身の後方に存在している。

2.3.2 中継送信ノード

中継端末は前方の送信ノードから受け取った画像をより後方の端末に転送する。この中継端末の役割を中継送信ノードとして定める。中継送信ノードとなる条件は，受信ノードとして先頭送信ノードもしくは中継送信ノードから画像を受信する際に，次の中継送信ノードになることを指定するメッセージを受け取ることである。中継送信ノードは受信した画像および自身が撮影した画像を後方の受信ノードへ送信する機能と，次の中継送信ノードを指定する機能，および一定数以上の画像受信した場合に最も不必要な画像を削除する間引き機能を持つ。

例えば，図 2.2 において車両 1 の端末から画像を受け取る際に中継端末の指定するメッセージを受け取った車両 4 の端末は，中継送信ノードとなり役割が変更したことを周囲にブロードキャストする。その後，図 2.3 の状況となり，車両 5～6 の端末から通信リクエストを受け取った場合に先頭送信ノードから受信した画像および自身が撮影した画像を送信する。また，自身の後方範囲 D 以内に存在する最後尾の端末 6 に対しては次の中継端末へと役割を更新することを指定するメッセージを合わせて送信する。

画像の送信機能および次の中継送信ノードを指定する機能については，先頭送信ノードと同様の手法を用いる。ただし，中継送信ノードは，次の中継送信ノードを指定するメッセージを送る際に，間引き判定に用いる回帰スコアも併せて送信するものとした。これを用いた間引き判定の詳細は次節 2.4 で述べる。

2.3.3 受信ノード

前方の送信ノードから画像を受け取る役割を受信ノードとして定める。受信ノードとなる条件は，先頭送信ノードおよび中継送信ノードとなる条件を満たしていない場合に，前方 D 以内に先頭送信ノードもしくは中継送信ノードが存在することである。受信ノードは前方の最も近い送信ノードへ通信リクエストを送る機能と，画

像を受信する機能を持つ。通信リクエストを送る相手の特定については、先頭送信ノードでの議論と同様にして求めた端末間距離および自端末から相手端末を見た場合の向きを用いて判定する。また、相手端末の役割は Wi-Fi Direct のブロードキャスト情報から取得する。受信ノードは、これらの情報から前方の最も近い送信ノードと判定した端末に対し、Wi-Fi Direct での接続要求を送る。画像の受信機能は、送信ノードと同じくソケット通信により実現する。

例えば、図 2.2 では車両 2~4 の端末は車両 1 の端末が発するブロードキャスト情報を受け取ることで受信ノードとして車両 1 の端末に通信リクエストを送信する。リクエストが承認された場合、受信処理に移行し車両 1 が撮影した画像を受け取る。

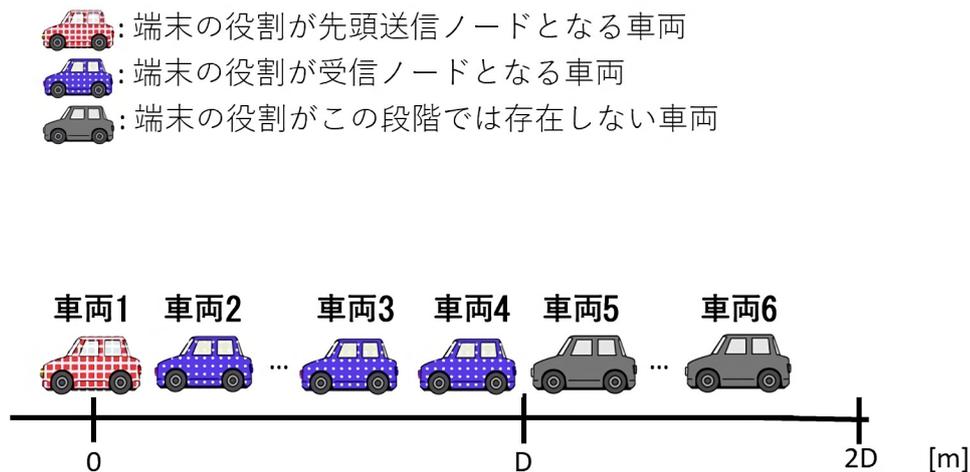


図 2.2: 画像伝播の状況例 (先頭送信ノード)

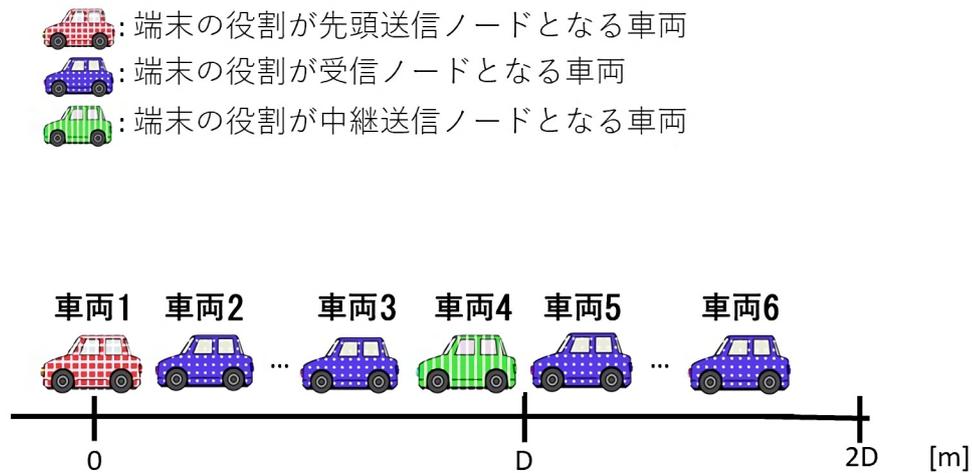


図 2.3: 画像伝播の状況例 (中継送信ノード)

2.4 間引き判定

本節では DeepLab v3+ による画像セグメンテーション結果から抽出したパラメータを説明変数とするロジスティック回帰式を用いて、間引きの判定を行う手順を説明する。間引き対象は、目前を走行している車両によって遮られることで渋滞の様子が確認し辛いものとする。そこで本研究ではまず DeepLab v3+ によって乗用車および大型トラックの2クラスの物体に対してセマンティックセグメンテーションを行い、物体領域の大きさや位置のパラメータを取得した上でそれらを説明変数としたロジスティック回帰分析を行う。回帰分析の目的変数は0: 渋滞時に画像を受け取った運転者がその画像を見たいと思う、もしくは1: 見たいとは思わない、の二値変数である。この分析により導出した回帰式を各中継送信ノードが取得した画像それぞれに適用し回帰スコアを算出する。このスコアを画像と共に伝播させ、一定数以上の画像が伝播する画像群に蓄積された段階で比較処理を行い最も点数の高いものを間引く。なお、最高点が同点だった場合は乱数により削除する画像を無作為に選択し間引きを実行する。以下では間引き判定をするにあたって用いたロジスティック回帰分析について紹介する。

2.4.1 ロジスティック回帰分析

回帰分析は、変数同士の相関関係を推定する手法である。中でもロジスティック回帰分析は目的変数が0~1の間に存在する場合に用いる分析手法である。このとき目的変数は、ある事象が起こる確率を示している。ロジスティック回帰分析の回帰式は次式(2.13), (2.14)によって表される。なお定数 a および回帰係数 b_i は最尤法を用いて決定する。

$$y = \frac{1}{1 + e^l} \quad (2.13)$$

$$l = a + \sum_{i=1}^n (b_i * x_i) \quad (2.14)$$

2.4.2 データセットの作成

DeepLab v3+ によるセマンティックセグメンテーションを行うためには学習済みモデルを作成する必要がある。ここではその学習モデル構築のための学習用データセットの作成について説明する。

まず、機械学習に必要な画像をインターネット上およびドライブレコーダーの撮影動画から、乗用車の画像を15枚、トラックの画像を15枚、乗用車とトラックの両方が映っている画像を10枚の計40枚収集した。この画像1枚につき1.1倍拡大(図2.4)および時計回り30度回転(図2.5)による変換を行い3枚相当として扱うことで全部で120枚の画像を用意する。次に、用意した各画像それぞれに認識したい物体が存在する領域を示すラベル画像を作成する。DeepLab v3+ では、識別物体のインデックス番号とラベル画像の画素値が対応しており、例えば背景(インデックス番号0)の領域は $(R, G, B) = (0, 0, 0)$ 、乗用車(インデックス番号1)の領域は $(R, G, B) = (1, 1, 1)$ となるように塗り分ける必要がある。また、物体と物体との境界は $(R, G, B) = (255, 255, 255)$ の白線によって区切ることとする。本研究においては識別物体は背景、乗用車、トラックの3つであり、これをインデックス番号0~2に割り当てる。作成したラベル画像を図2.6に示す。

最後にこれまでで作成した学習用画像およびラベル画像を対応付けるリストを作成する。このリストは学習用画像とそれに対応するラベル画像のファイル名を羅列

したもので、1行に1つの画像ファイル名を記述するテキストファイルである。このリストを学習用、評価用、およびデータセット全体の3種類用意する必要がある。

2.4.3 学習モデルの構築

作成したデータセットを用いて学習を行い学習モデルを構築した。このとき、用意した画像120枚のうち108枚を学習に、12枚を評価に用いる。バッチサイズを4、学習回数を20000回として学習を行った。学習に用いたPCのスペックを次に示す。

- CPU : Intel(R) Core(TM) i7-6700k 4.00GHz
- GPU : NVIDIA GeForce GTX 1070Ti 8GB
- メモリ : 16GB

学習過程における損失を図2.7に示す。グラフの縦軸は損失関数の値であり、横軸は学習回数である。また、12枚の評価画像による評価において領域の一致具合の指標であるmIoU (mean Intersection over Union) を導出したところ0.63となった。なお、IoUは正解の領域(GT: Ground Truth)と予測の領域(PR: Prediction)の面積で2つの領域の共通部分の面積(TP: True Positive)を割った値であり次式(2.15)で導出できる。

$$IoU = \frac{TP}{GT + PR - TP} \quad (2.15)$$

これを複数枚に対して平均したものがaverage IoUであり、mIoUはaverage IoUのクラス間平均値である。学習により構築されたモデルを用いたセグメンテーション結果を図2.8-2.11に示す。

2.4.4 ロジスティック回帰分析による間引きの判定式

作成した学習モデルによるセグメンテーション結果から画像の特徴を調べるために、 a : 物体領域の面積、 b : 物体領域に対する外接矩形の面積、 $c: a/b$ 、 d : 物体の横幅、 e : 物体の縦幅、 $f: d/e$ 、 g : 物体重心と画像中心の距離、 h : 物体領域の外周長、 $i: h/a$ 、 $j: h/b$ の10パラメータを取得する。パラメータの取得はOpenCV [20]

を用い、セグメンテーション結果画像をラベリング処理することによって導出された最も大きな面積を有する物体に対して行う。この処理をインターネット上から収集した画像およびドライブレコーダーにより撮影した画像計50枚に対し実行し、回帰分析に用いるデータ群を作成する。なお、各データには目的変数として、0：渋滞時に画像を受け取った運転者がその画像を見たいと思う、もしくは1：見たいとは思わない、の二値変数によるラベル付けを行う。分析は統計分析ソフト R [21] を用いて実行し、ステップワイズ法による変数選択を行う。ステップワイズ法とは統計的データに基づき最も予測率が高いと考えられる変数から順にモデルに投入する方法である。ロジスティック回帰分析を行い得られた説明変数の採用、不採用および各変数の回帰係数を表 2.1 に示す。また、各データの回帰スコアを導出し、閾値を 0.5 とした場合の二値分類を行い、その精度を求めた。精度評価には TP (True Positive : 正例を正例と判定した件数), FP (False Positive : 負例を正例と判定した件数), FN (False Negative : 正例を負例と判定した件数), TN (True Negative : 負例を負例と判定した件数) の4つの指標を用いる。これらを元に算出した正解率, 再現率, 適合率, F 値は次式 (2.16)–(2.19) のように表され、これによって精度を調査した。

$$\text{正解率} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (2.16)$$

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.17)$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.18)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 * \text{再現率} * \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} \quad (2.19)$$

精度評価の結果を表 2.2 に示す。

以上の議論により求めた回帰式を用い間引き判定を実装した。画像を取得してから DeepLab v3+ でのセグメンテーション処理および OpenCV 3.3.1 でのパラメータ取得, 回帰スコアの導出までの一連の処理時間を計測した。計測は一連の処理を異なる画像 10 枚に対し行い、その平均として求めた。計測に用いた Android 端末のスペックを次に示す。

- 端末名 : HUAWEI MediaPad M3
- OS : Android 6.0

- RAM : 4GB

結果として平均 3514ms で処理が行われることを確認した。なお作成した間引き判定の妥当性を示す評価実験については第4章にて述べる。

2.5 アプリケーションのUI構成

取得した画像をリスト形式で表示させるアプリケーション画面を構築した。アプリケーションは取得画像を渋滞の先頭から順にスクロール可能なリストとして表示する。また、送信ノードとなった端末は受信ノードから通信リクエストを受け付けた際に、自身のカメラからのキャプチャ映像を表示する。先頭送信ノードの画面例を図2.12に、中継送信ノードの画面例を図2.13に、受信ノードの画面例を図2.14に示す。アプリケーションは使用者が表示されている渋滞状況を映した画像をタップすることで拡大表示に切り替える。拡大表示画面を図2.15に示す。それに加えて画面右上部に周辺端末の再探索を行う再探索ボタンおよび画像の再取得を要求する更新ボタンを表示させた。以上の構成をもってアプリケーションのUIを作成した。

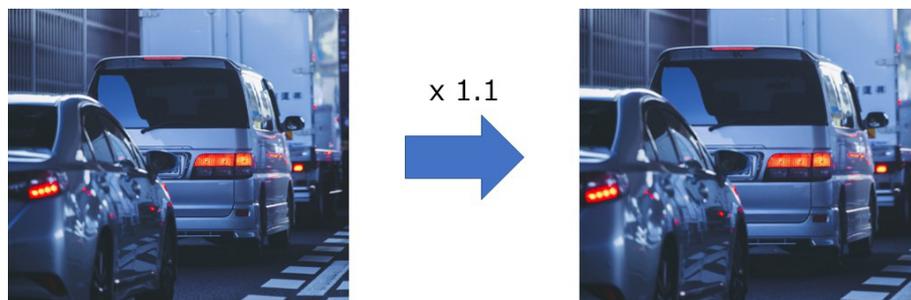


図 2.4: 1.1 倍拡大処理

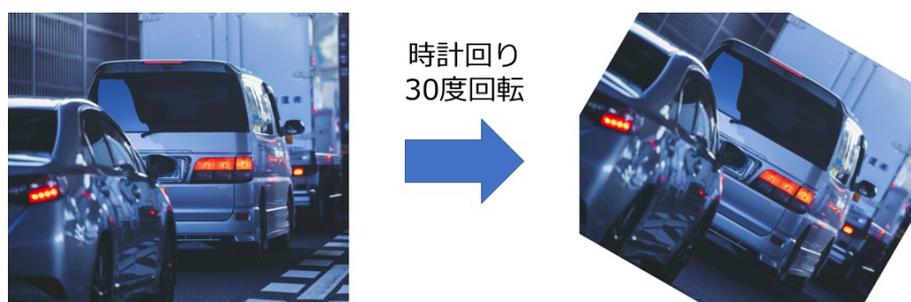


図 2.5: 時計回り 30 度回転処理



図 2.6: 学習画像とそれに対応したマスク画像

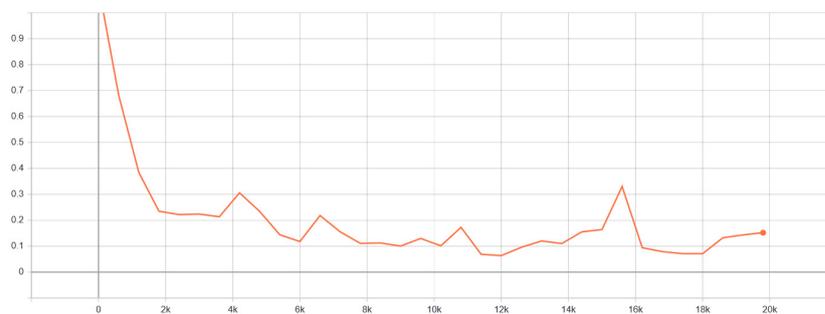


図 2.7: 学習経過における損失推移

表 2.1: 説明変数の採用と回帰係数

説明変数	回帰係数
a : 物体領域の面積	0.000195418
b : 物体領域に対する外接矩形の面積	-0.000210057
$c : a/b$	-38.93648811
d : 物体の横幅	-0.0488512
e : 物体の縦幅	不採用
$f : d/e$	不採用
g : 物体重心と画像中心の距離	-0.120308146
h : 物体領域の外周長	0.009196798
$i : h/a$	-309.9503004
$j : h/b$	不採用
k : 定数項	63.16483831

表 2.2: 予測精度の結果 (閾値 : 0.5)

TP	FP	FN	TN
22	1	2	25
正解率	再現率	適合率	F 値
0.94	0.96	0.92	0.94

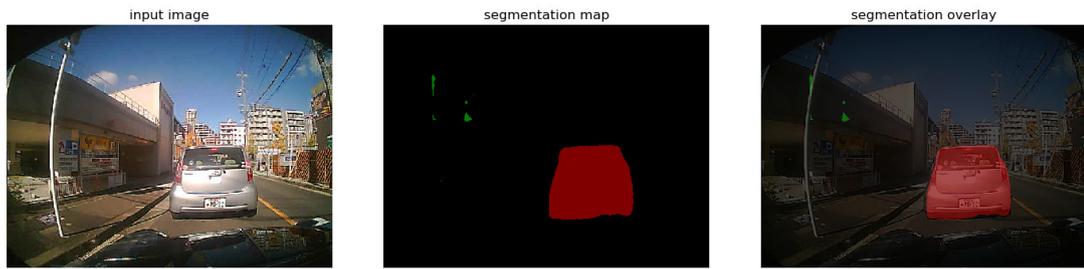


図 2.8: セグメンテーション結果 1

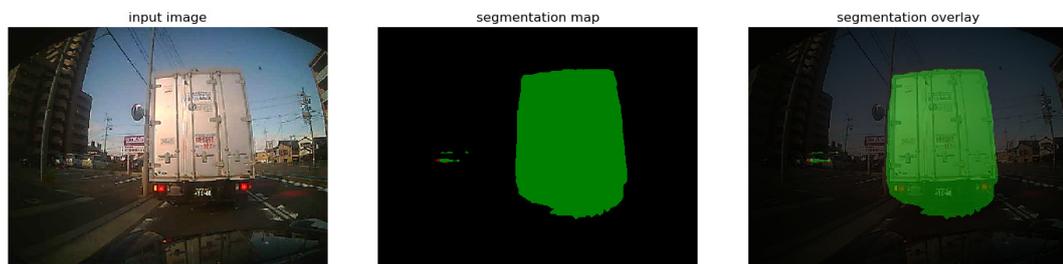


図 2.9: セグメンテーション結果 2

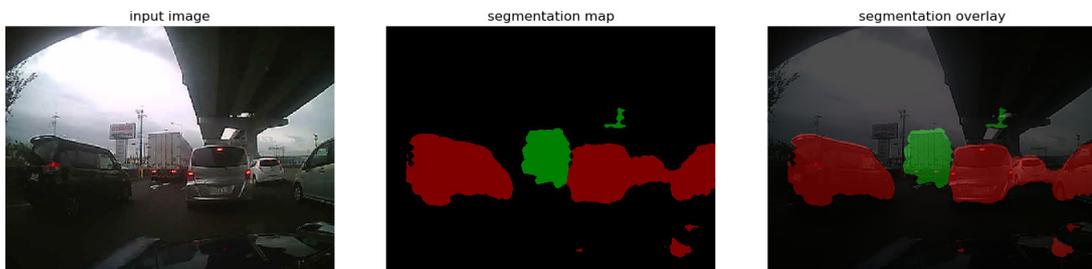


図 2.10: セグメンテーション結果 3

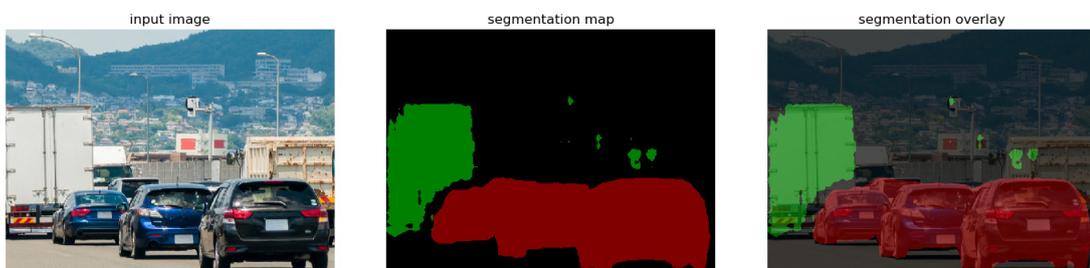


図 2.11: セグメンテーション結果 4

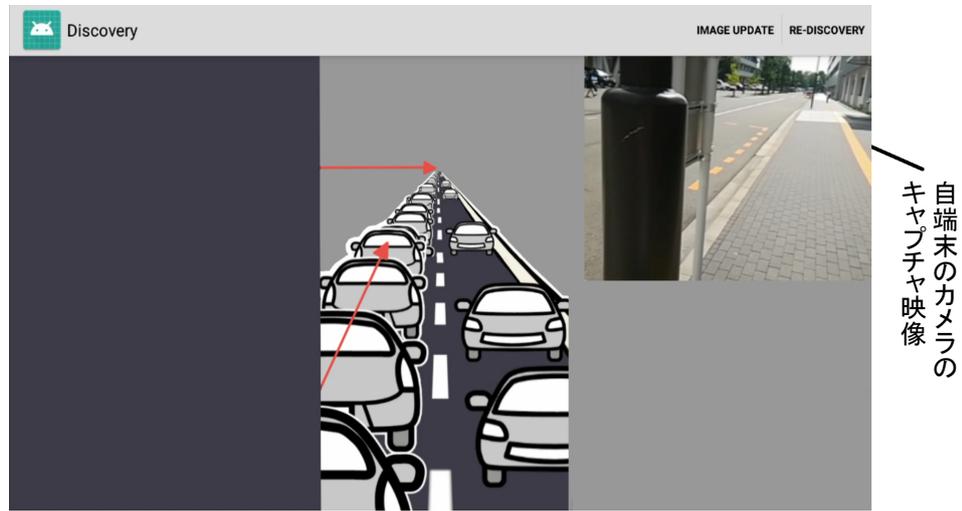


図 2.12: 先頭送信ノードのアプリケーション画面構成

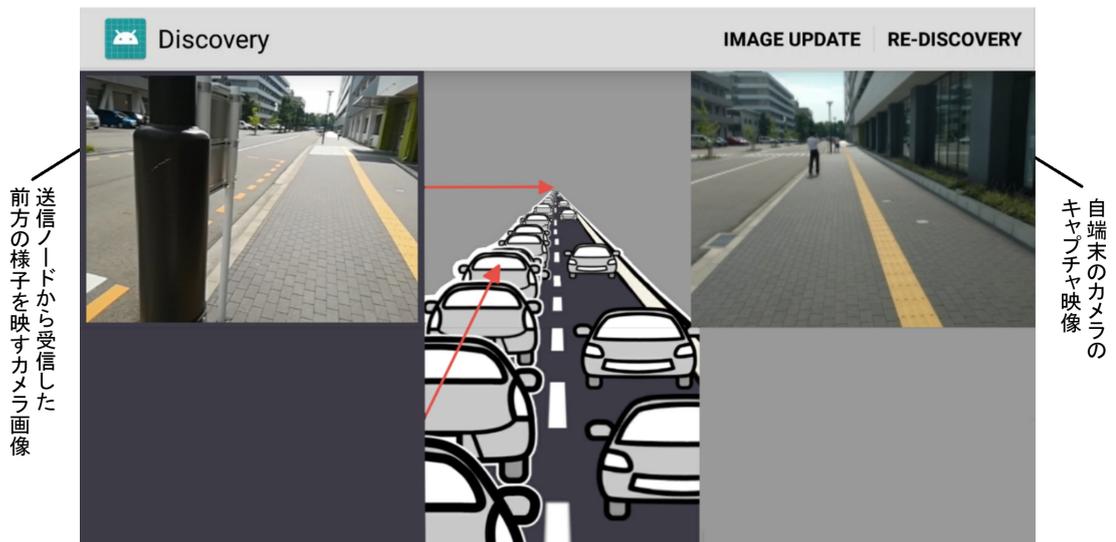


図 2.13: 中継送信ノードのアプリケーション画面構成

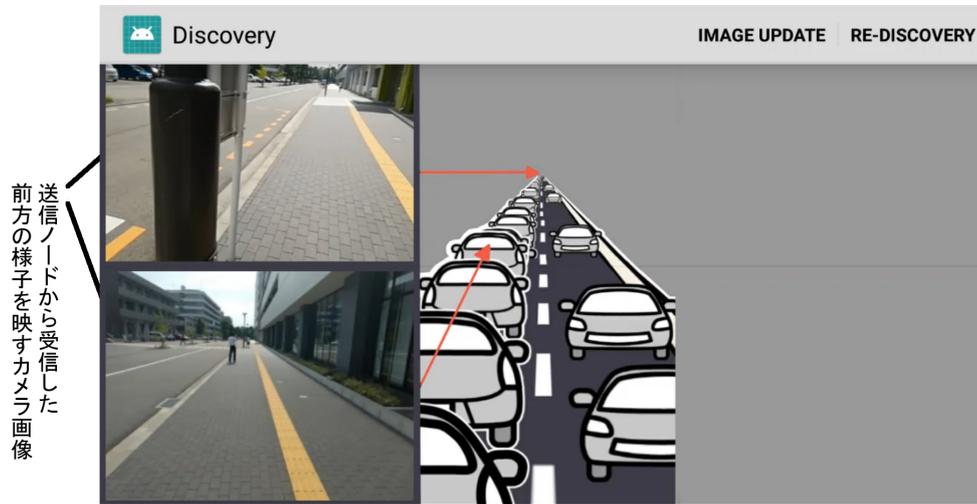


図 2.14: 受信ノードのアプリケーション画面構成

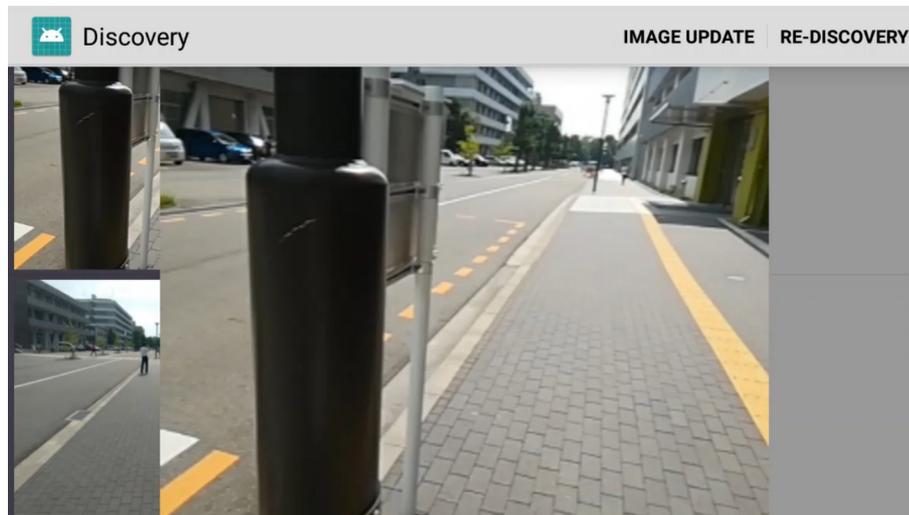


図 2.15: タッチ操作による画像の拡大

第3章 画像伝播に関する屋外での検証実験

3.1 実験概要

本システムを用いることで渋滞の先頭車両の端末から後続する車両の端末へ、先頭端末の撮影した画像および中継端末の撮影した画像が正常に伝播されることを確認する屋外での検証実験を行った。実験は渋滞が発生して車両が停車している状況を想定する。実験の様子を図 3.1 に示す。実験には Android 端末を 4 台用いた。実験に用いた端末のスペックを表 3.1 に示す。

表 3.1: 実験に用いた端末のスペック

端末名	OS	RAM	使用者
HUAWEI MediaPad M3 Lite 10	Android 7.0	3GB	図 3.1, No.1
HUAWEI MediaPad M3	Android 6.0	4GB	図 3.1, No.2
Motorola moto g4 plus	Android 7.0	3GB	図 3.1, No.3 と No.4

実験参加者は 4 名であり、各参加者の役割を渋滞の先頭車両の運転手役およびその後方に追従する 3 台の車両の運転手役として設定する。各参加者は本システムがインストールされている端末を持った状態でそれぞれ約 10m 間隔で立つ。この状態で本システムを起動し、まず図 3.1 の運転手役 No.1 の渋滞の先頭車両想定端末からその後方の図 3.1 の運転手役 No.2 の追従車想定端末へ画像が送信されることを確認する。次に、画像を受け取った No.2 の端末から図 3.1 の運転手役 No.3 の端末へと No.1 および No.2 の端末が撮影した画像が伝播されることを確認する。最後に、2 枚の画像を受け取った No.3 の端末が図 3.1 の運転手役 No.4 の端末へと画像を伝播することを確認する。このとき伝播する画像の最大枚数を 2 枚とし、No.3 から No.4 への伝播時に間引き処理を行うことも併せて確認する。なお、本実験では実験を簡略化するために、図 3.1 の運転手役 No.2–No.4 の端末 3 台全てが画像を受信した際に中継送信ノードとして指定している。すなわち、受信ノードのみの役割を持つ端

末は存在しない。これは中継送信ノードと受信ノードの画像受信動作は同じであるためである。なお、本実験では渋滞判定に用いる速度の閾値 V を 20 [km/h], 単位時間 T を 1 [sec], 移動距離の閾値 M を 100 [m], 周辺車両の台数の閾値 N を 2 [台], 通信可能な距離の閾値 D を 15 [m] とした。また、判定に用いる GPS 情報は理想的な想定状況を再現するためダミー値を用いた。

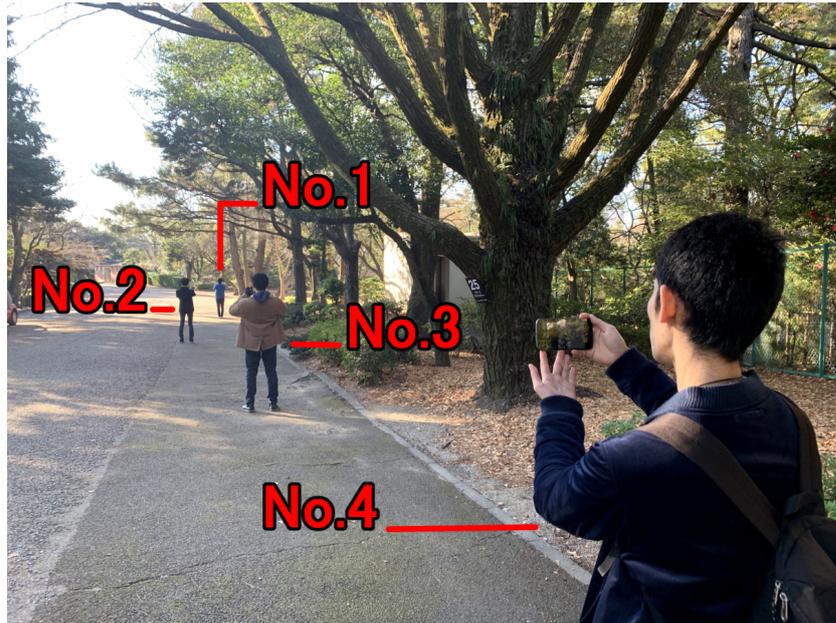


図 3.1: 実験の様子

3.2 結果と考察

各端末が画像を受信したことを示す端末画面のスクリーンショットを図 3.2-3.5 に示す。図 3.2 の運転手役 No.1 が所持する端末の画面には自端末のカメラ映像を映すキャプチャウィンドウが右上に表示されている。また、図 3.3 の運転手役 No.2 が所持する端末の画面には No.1 の端末と同様にカメラのキャプチャ映像が右上に表示され、左上には No.1 の端末から受信した画像が表示されている。図 3.4 の No.3 の端末画面には、同じく右上にカメラのキャプチャ映像が表示され、左上には No.1 の撮影した画像が表示される。それに加え、左下に No.2 の撮影した画像が表示されることが確認できる。図 3.5 の No.4 の端末画面には左上に No.1 の撮影した画像が表示され、左下に No.2 の撮影した画像が表示されている。No.4 の端末にカメラのキャ

プチャウィンドウが表示されないのは、キャプチャウィンドウの表示タイミングが後続する受信ノードの端末から通信リクエストを受けた時としているためである。なお端末ごとに画像の表示サイズが異なるのは、本システムが端末ごとに異なる画面のサイズに適切に対応できていないためである。本システムを用いることで渋滞状態となった端末間で画像の伝播が正常に行われることを確認した。また No.3 の端末から No.4 の端末へ画像を伝播する際には間引き処理が実行され、No.3 の撮影した画像が間引かれたことを確認した。伝播における処理時間のログを確認したところ、No.1 と No.2 の端末間での処理時間と、No.2 と No.3 の端末間での処理時間および No.3 と No.4 の端末間での処理時間はそれぞれ表 3.2 のようになった。計測の結果、一回の通信にかかる時間は約 40 秒程度だと分かった。この処理時間となった原因としては、Wi-Fi による周辺端末の探索に時間がかかったことや、送信端末が複数端末からの通信リクエストを受け付けるために送信処理に移行する前にディレイを設けていることが挙げられる。より高速な伝播を達成するためには、Wi-Fi Direct 以外の直接通信方式の調査や、複数スレッドを利用した送信処理の並列実行を検討する必要があると考えられる。

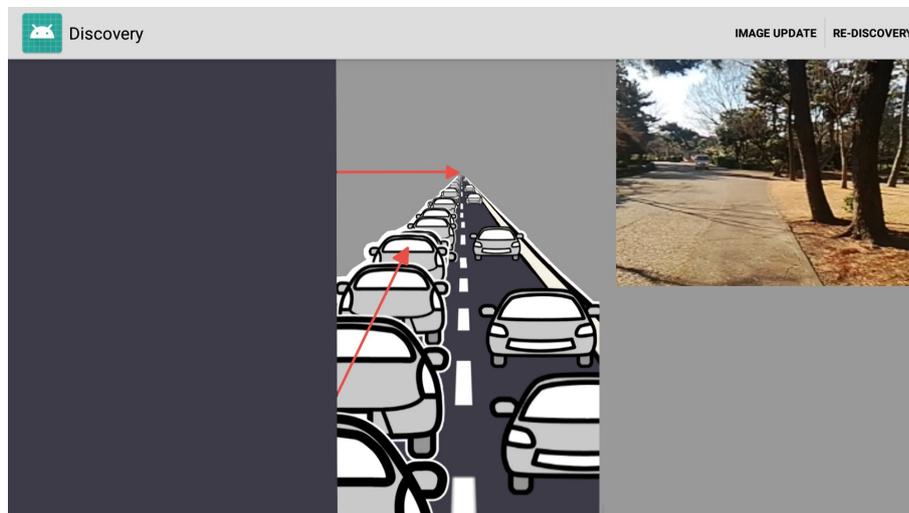


図 3.2: No. 1 の所持する端末の画面

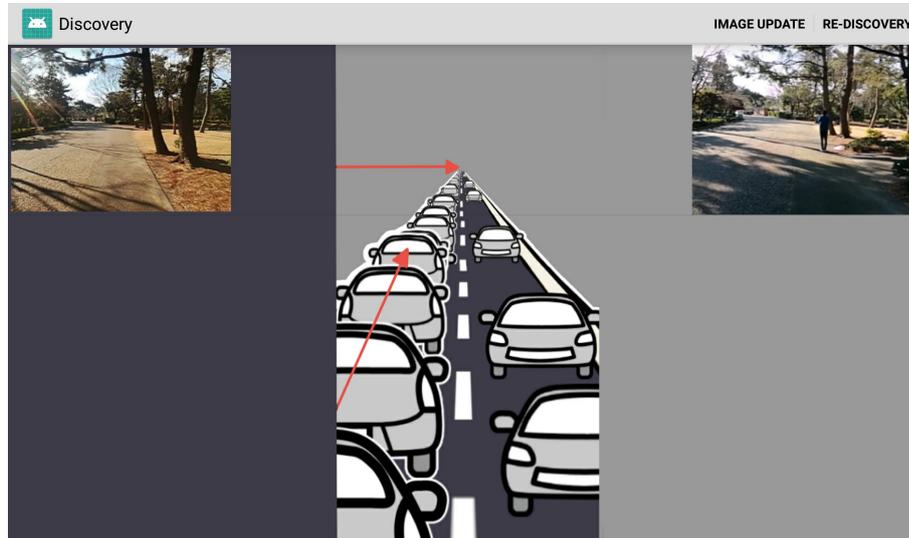


図 3.3: No. 1 が撮影した画像を受信した No. 2 の所持する端末の画面

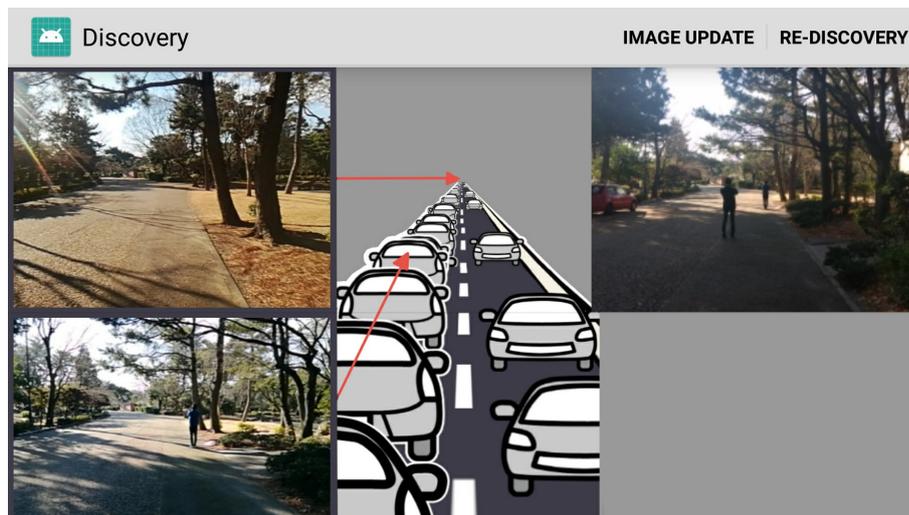


図 3.4: No. 1 および No. 2 が撮影した画像を受信した No. 3 の所持する端末の画面

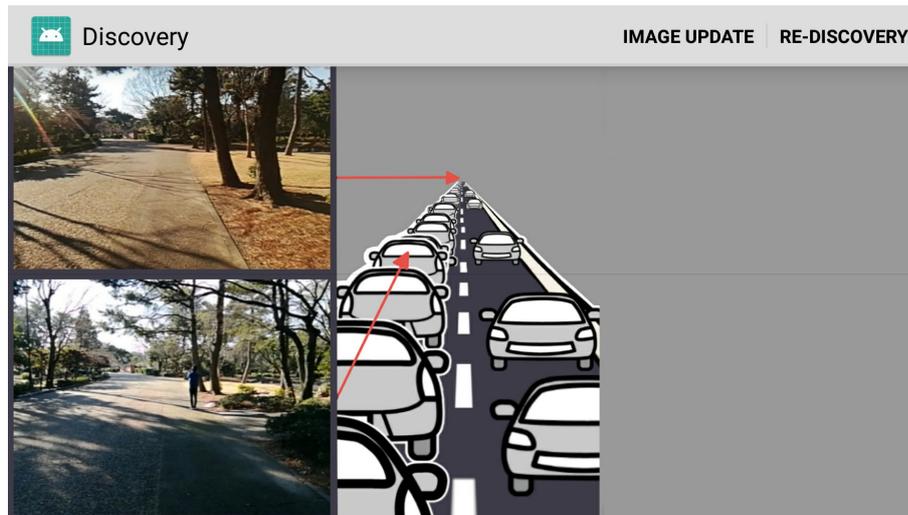


図 3.5: No. 1 および No. 2 が撮影した画像を受信した No. 4 の所持する端末の画面

表 3.2: 各端末間での処理時間

通信する 2 端末	No.1 と No.2 の端末	No.2 と No.3 の端末	No.3 と No.4 の端末
探索から接続までの時間 [ms]	8761	15709	8018
接続から画像の転送までの時間 [ms]	20166	29401	31580

第4章 間引き判定の評価実験

4.1 実験概要

本論文では画像の伝播時に一定数蓄積された伝播画像の中から最も不要な画像を間引く処理をロジスティック回帰分析による回帰式を元に行うことを提案した。そこで、この間引き処理に用いる判定の妥当性を調べるため、アンケートを用いた評価実験を行った。アンケートの対象はドライブレコーダーによって撮影された、様々な交通状況を示す画像10枚である。アンケートに用いた画像を図4.1-図4.10を示す。質問内容は10枚の各画像について、「渋滞時に自分のスマートフォンへ渋滞の先の様子を示したのとして送られてきた場合、0：見たいと思う、1：見たいとは思わない、のどちらであるか」とした。アンケートの回答者は大学生および大学院生の5名である。このアンケート結果の平均値に対して、閾値0.5による二値判定を行った。また、アンケートに用いた10枚の画像に対して、間引き判定として採用した回帰式を適応し、回帰スコアを導出した。この回帰スコアに対しても閾値0.5での二値判定を行った。その後、アンケートによる判定結果と回帰式による判定結果を比べることで、間引き判定の評価を行った。



図 4.1: 画像 1



図 4.2: 画像 2



図 4.3: 画像 3



図 4.4: 画像 4



図 4.5: 画像 5



図 4.6: 画像 6



図 4.7: 画像 7



図 4.8: 画像 8



図 4.9: 画像 9



図 4.10: 画像 10

4.2 結果と考察

アンケートおよび回帰式による二値判定結果を表 4.1 に示す。結果として 8 割の画像に対してアンケート結果による判定と回帰スコアによる判定が一致した。これにより人が見たいとは思わない画像の判定は適切に行われていることが確認できた。画像 8 については、アンケートでは全員が見たいと思わないと回答したにも関わらず回帰スコアの判定では見たい画像であると判断された。これは Deeplab v3+ でのセグメンテーション時に他の評価画像と比べ誤検出が多かったことが原因であると考えられる。

表 4.1: アンケートおよび回帰式による二値判定結果 (閾値 : 0.5)

	画像 1	画像 2	画像 3	画像 4	画像 5	画像 6	画像 7	画像 8	画像 9	画像 10
回答者 A	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1
回答者 B	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1
回答者 C	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0
回答者 D	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1
回答者 E	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1
平均	1	0	0.4	0.2	0.2	0.2	1	1	0.4	0.8
アンケートでの判定	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1
回帰スコア	0.999595	0.004793	0.000036	0.964845	0.000892	0.045917	0.999997	0.316484	0.367494	0.966207
回帰スコアでの判定	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
正誤	正	正	正	誤	正	正	正	誤	正	正

第5章 本システムの利用による心的効果に関する評価実験

5.1 実験概要

本研究では、提案システムを用いることで渋滞の中を走行している運転者のストレスが軽減できることを期待している。そこで、本来であれば実車を用いた実道路上での評価実験を行うことが望ましいが、安全面の観点で実施が困難である。よって本研究では、車両の運転席を疑似的に再現し、本システムを利用した場合のストレス軽減効果の有無に関する主観評価による評価実験を行った。

実験は渋滞の中を走行している状況を想定する。実験環境として、車両の運転席を机やステアリングコントローラーによって簡易的に再現する。また、運転席から見える景色はモニター上に渋滞を再現した動画を映すことで示す。運転者の端末として Motorola 社の moto g4 plus を用いた。被験者は、この端末上で本システムが動作する映像を見ることで確認する。システム動作時の様子は、事前に撮影した映像を用いる。これは、本来であれば実道路を走行している車両が撮影した画像を実際に送受信している様子を示すことが望ましい。しかし、先述した通り実験時の安全の保障が困難である。そこで、本実験では、複数の端末を用いドライブレコーダーで撮影された映像を伝播画像相当のダミーとして送信および受信させる。この様子を動画として記録しておき、実験時に再生する。実験の様子を図5.1に示す。被験者はまず、本システムがない状態でモニター上の渋滞動画を見ることで渋滞の中を走行する状況を体験する。その後、本システムがある状態で同様に渋滞状況を体験して、システムの評価を行う。被験者による評価は、「実際に渋滞の中を運転することを想定した時、本システムを利用することで運転時のストレスの軽減が期待できると思うか」という点に対して5段階評価(5:とてもそう思う, 4:そう思う, 3:どちらとも言えない, 2:そう思わない, 1:まったくそう思わない)で行う。また、そ

の点数をつけた理由や感想も伺うこととした。被験者は運転免許を所有する大学生および大学院生11名である。



図 5.1: 実験の様子

5.2 結果と考察

結果を表 5.1 に示す。平均は 4.1 点となった。点数をつけた理由については、

- 渋滞はやることがないが、このシステムを見たら気が紛れそう
- 画像を見れば渋滞の中のどの地点で車間が詰まっているかが分かって良い
- 土地勘があれば画像から迂回のルートを模索することもできそう

などの好意的なものがあった。これらの意見から、本システムにより渋滞の先頭の様子を提示することでストレスの軽減に一定以上の効果が期待できることが示唆された。さらに、提示された複数の画像を比較して各地点での混雑状況を確認していた被験者がいたことから、先頭の画像だけでなく中継端末が撮影した画像も渋滞の様子を知る手がかりとして有用であると考えられる。また、

- 渋滞の先の様子が分かっていても渋滞が解消するわけではないのでストレスは感じたままである
- VICSのような渋滞の長さや通過時間がわかる情報も一緒に提示してほしい

という意見も受けた。これらの意見を踏まえた今後の課題として、画像に加えて渋滞距離などのテキスト情報を合わせて提示した場合のストレス軽減効果を調査することが考えられる。

表 5.1: ストレス軽減効果に対する評価結果

被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	平均
評価点	5	4	4	4	3	3	4	5	5	4	4	4.1

第6章 むすび

本研究ではスマートフォンで撮影された、道路上の様子を、渋滞の先頭車両からより後方の車両へと次々に伝播させることで、渋滞の様子を視覚情報として通知する映像提示システムを提案した。画像を伝播するにあたり、各端末がGPS情報および周囲の端末のブロードキャスト情報を元に適宜通信における送受信の役割を切り替えることとし、これをAndroidアプリケーションとして実現した。屋外での検証実験により、本システムを用いることで渋滞の先頭から後続へと画像が伝播されることを確認した。また本研究では、先頭車両の撮影した映像だけでなく中継車両が撮影した映像も渋滞の前方の様子を通知する情報として有益だと考えた。そこで中継車両が撮影した映像も先頭車両の撮影した映像と同時により後方の車両へと伝播する機能を実現した。このとき通信コストを抑えるために必要となる間引き処理も併せて実装した。間引き処理の判定には、DeepLab v3+ による画像セグメンテーション結果から抽出した特徴パラメータを説明変数としたロジスティック回帰式を用いた。間引きの妥当性を調査する評価実験では、運転者にとって見たいとは思わない画像を適切に選択して間引きを実行できることが示された。さらに、本システムを利用することによる心的効果に対する評価実験では、一定の効果が期待できることが示された。

今後の課題としては、伝播機能の実装を改善し通信時間を短縮することが挙げられる。また、間引きに用いた学習モデルの性能向上も検討事項である。運転者に提示する情報については、本システムでは画像情報のみを提示しているが、渋滞の先頭までの距離などのテキスト情報も同時に提示することも考えられる。

謝辞

本研究を進めるにあたって、日頃から多大な御尽力を頂き、御指導を賜りました名古屋工業大学、舟橋健司准教授、伊藤宏隆助教に心から感謝致します。最後に、本研究に多大な御協力頂きました舟橋研究室諸氏に深く感謝致します。

参考文献

- [1] 室井 宏友, 清水 郁子, 瀧本 勇太, ラクシンチャラーンサク ポンサトーン, 永井 正夫, ダームス ミハエル, アドマツト ロルフ, “歩行者衝突回避システムのための横断歩道認識手法”, 自動車技術会論文集, 41 巻, 5 号, pp. 1023-1029, 2010.
- [2] BMW Japan 公式サイト BMW ヘッドアップディスプレイ,
<https://bmw-japan.jp/visionary/safety/116?tab=js-tab-contents1>
- [3] トヨタ自動車株式会社 パノラミックビューモニター,
<http://toyota.jp/technology/comfortable/panoramicviewmonitor/>
- [4] Francois Rameau, Hyowon Ha, Kyungdon Joo, Jinsoo Choi, Kibeak Park, In So Kweon, “A Real-time Augmented Reality System to See-Through Cars”, IEEE TRANSACTIONS ON VISUALIZATION AND COMPUTER GRAPHICS, Vol. 22, No. 11, pp. 2395-2404, 2016.
- [5] 三木 翔平, 舟橋 健司, 伊藤 宏隆, “縦列走行車同士の車車間通信によるスマートフォンを用いたシースルービュー”, 平成 30 年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会講演論文集, M2-5, 2018.
- [6] Wi-Fi Alliance Wi-Fi Direct, <https://www.wi-fi.org/ja/discover-wi-fi/wi-fi-direct>
- [7] 本田技研工業株式会社 internavi, <https://www.honda.co.jp/internavi/>
- [8] トヨタ自動車株式会社 G-BOOK, <http://g-book.com/pc/default.asp>
- [9] 玉井 森彦, 尾上 佳久, 安本 慶一, 福倉 寿信, 岩井 明史, “画像処理に基づいた効率のよい渋滞動画の収集・共有方式”, 情報処理学会研究報告, 2013-MBL-65, pp. 1-8, 2013.

- [10] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam, “Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation”, arXiv: 1802.02611, 2018.
- [11] DeepLab-v3+ ,
<https://github.com/tensorflow/models/tree/master/research/deeplab>
- [12] GPS.GOV, GPS Overview, <https://www.gps.gov/systems/gps/>
- [13] Android developers, Location,
<https://developer.android.com/reference/android/location/Location>
- [14] Apple Developer Documentation MultipeerConnectivity,
<https://developer.apple.com/documentation/multipeerconnectivity>
- [15] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, and Alan L. Yuille, “Deeplab:Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs”, TPAMI, 2017.
- [16] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam, “Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation”, arXiv: 1706.05587, 2017.
- [17] Francois Chollet, “Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions”, Proc. of CVPR, 2017.
- [18] aozhi Qi, Zheng Zhang, Bin Xiao, Han Hu, Bowen Cheng, Yichen Wei, and Jifeng Dai, “Deformable Convolutional Networks — COCO Detection and Segmentation Challenge 2017 Entry”, ICCV COCO Challenge Workshop, 2017.
- [19] VICS Web Site, <https://www.vics.or.jp/know/service/index.html>
- [20] OpenCV, <https://opencv.org/>
- [21] The R Project for Statistical Computing, <https://www.r-project.org/>

発表論文リスト

1. 三木 翔平, 舟橋 健司, 伊藤 宏隆, “縦列走行車同士の車車間通信によるスマートフォンを用いたシースルービュー”, 平成 30 年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会講演論文集, M2-5, 2018.
2. Shohei Miki, Kenji Funahashi, Hirotaka Itoh, “Virtual remote view system in traffic jam using smartphone peer-to-peer image propagation”, ICAT-EGVE (Posters and Demos) 2019, I-11, 2019.