

車両特徴と相対的位置関係を用いた 合流支援の特徴選択システムの提案

大鐘 崇史^{1,a)} 渡辺 陽介² 高田 広章^{1,2}

概要：近年、カメラやセンサーの普及や画像認識の精度向上によりさまざまな物体検出が可能になった。検出された物体の視覚的特徴からは色や形状などのタグが得られ、物体の検出範囲から相対的な位置関係のタグが得られる。本研究では、これらのタグ情報を人運転車両への合流支援に活用することを考えている。合流支援情報をドライバーに伝える際に、視覚的特徴と相対的位置関係をどのように組み合わせるとわかりやすいかを状況に応じて判断する必要がある。そこで、本研究のシステムは、視覚的特徴と位置関係の両方のタグの関係に着目して重み付きグラフを作成し、その最短コストの経路を求めることで厳選されたタグの組み合わせを出力する。

キーワード：物体検出, 合流調停, 音声案内, 自動運転と人運転の混在, 車両特徴量, ダイナミックマップ, 重み付きグラフ, 最短経路探索

A Proposal of a Feature Selection Method for Merging Assistance Using Vehicle Features and Relative Positional Relationships

1. はじめに

近年、カメラやセンサーの普及や画像認識の精度向上によって、実世界に存在するさまざまな物体を物体検出することが可能になっている。物体検出とは、図1のように画像や動画のデータから車や人間といった物体を検出するものである。例えば、本研究で利用したYOLO[11]では、画像や動画のデータから複数の物体の範囲、名称、信頼度（その物体がその名称のものである確率）の情報が出力される。深層学習の発展によって、物体検出の精度は向上し、画像分類や顔認識、自動運転など多くの分野で、この物体検出が活用されている。

将来的に、物体検出可能なカメラやセンサが街中に設置されると、そのカメラやセンサから得られる情報を組み合わせて使うことで、運転支援や交通安全に活用できる。その活用例の1つに、自動運転車両と人運転車両の協

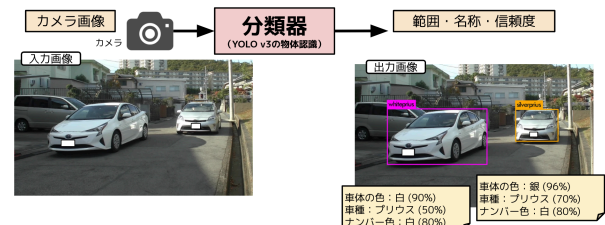


図1 物体検出の例

調走行における、合流調停の人運転車両への案内が挙げられる。内閣府の戦略的イノベーション創造プログラム (SIP: Cross-ministerial Strategic Innovation Promotion Program) で行われている東京臨海部実証実験 [12] では、複数のセンサを用いた路車間通信による合流調停や合流支援を行う試みがされている。将来、自動運転車両と人運転車両が混在していくと予想され、混在交通環境下では、図2のように人運転の車両に対しても合流調停の情報が提供される。そのような場合において、人運転車両がどこに合流すべきかを人運転車両のドライバーに伝達する必要がある。しかし、合流の目印となる車両の視覚的特徴の全てをドライバーに伝えるのはドライバーにとって負担になってしまうため、必要な情報を選んで伝達する必要がある。

¹ 名古屋大学大学院情報学研究科
Graduate School of Informatics, Nagoya University

² 名古屋大学未来社会創造機構
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University

^{a)} ganechi@ertl.jp

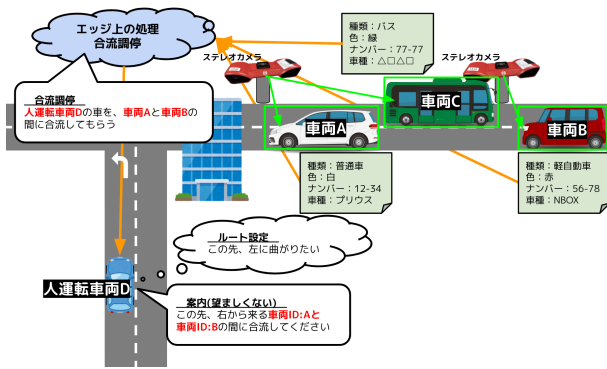


図 2 人運転車両への合流調停情報の提供

そこで、本研究ではさまざまな特徴量を選択的に利用することを提案する。

まずは合流調停の例を用いて、人運転車両のドライバーにどのように視覚的特徴のタグの組み合わせを伝えるかを考えた。人運転車両に合流調停の指示を伝える際には、以下の4つのポイントがある。

- (1) 「どの車の後ろについて交差点に進入すべきか」など、進むべき道を他の車を目印にして伝える
- (2) 目印となる車を識別するために、車体の色や車種などの車両の視覚的情報を用いて伝える
- (3) 指示を画面上に表示すると運転の際に危険なため、音声案内が望ましい
- (4) 指示の目印となる対象車両を簡潔でわかりやすく伝えるのに厳選された視覚的特徴のタグの組み合わせを選択する

なお、本研究において、特徴量とは物体検出によって出力された結果(例:赤色,黄色,プリウス)を指し、タグとは特徴量を音声案内に活用できるように変換したもの(例:赤の,黄色の,プリウス)を指す。タグには視覚的特徴だけでなく、本論文で新たにタグとして加えた物体の相対的な位置関係(例:～の前,手前のレーンの)も含まれる。これらのタグを組み合わせることで、「手前のレーンの赤のプリウスの前」のように合流の目印となるスペースを示すことができる。

また、同じ色や特徴をもつ複数の車両が連なって合流地点に近づいていた場合、重複していない特徴の中から最小限の情報で伝える必要がある。例えば、赤色のプリウスと赤色のNBOXが存在していた場合には、「赤色の車」という情報だけではどちらの車両かを特定することはできないため、「赤色のプリウス」「NBOX」といった色以外の情報と組み合わせるなどして、車両を一意に特定できるようなタグの組み合わせを選ぶ必要がある。

以上のことから、ドライバーにとってわかりやすく、合流すべきスペースを一意に特定できるように、目印となる車両の視覚的特徴のタグを選択的に利用するシステムが必要となる。

本研究では、カメラを用いて道路上の車両の画像に対して物体検出を行い、車両の視覚的特徴を抽出することを目的としている。これまでに、ドライバーへ合流調停の指示を出す目印となる車両を識別するための、必要な視覚的特徴を選択的に利用するシステムを開発し [1], 実環境での評価実験を行った [2].

しかし、このシステムでは大きく2つの問題点がある。1点目に、アンケート調査から、案内をさらにわかりやすくするためには車両間の位置関係の情報を用いて案内をする必要があるが、このシステムでは対象車両1台の情報しか用いていないという問題がある。2点目に、このシステムではタグの組み合わせを総当たりで調べているため、タグ数の増大によって計算量が増大してしまうという問題がある。

本論文では、上記の問題点を解決するために、相対的な位置関係を用いた重み付きグラフの最短経路探索システムを提案する。まず、車両やレーンの相対的な位置関係の情報をグラフの経路とし、情報のわかりにくさをコストとして経路に重み付けた。そして、自車両から案内するスペースまでの最小コストの経路探索をすることで、よりわかりやすい案内を出力することができる。また、この重み付きグラフで最短経路探索を行うことにより、組み合わせを総当たりで計算する際よりも計算時間を削減でき、タグ数が増大したとしても計算量の増大を防ぐことができると考えられる。本論文では、提案システムの実装と評価を行い、提案システムによって上記の問題点を解決できるかを確認する。

2. 関連研究

近年、カメラやセンサーの普及や画像認識の精度が向上しており、物体検出技術を応用した車両特徴量の抽出をする研究が行われている。Raysonら [4] は、本研究で用いている物体検出ツールのYOLO[11]を用いて、自動ナンバープレート認識を行った。自動ナンバープレート認識では、ナンバープレート認識、文字の分割、文字の認識の3段階で行われており、より現実的な場面での認識をリアルタイムに処理するためにYOLOが使われた。しかし、この研究ではナンバープレートを認識してその文字情報を出力するのみを目的としているため、本研究ではその成果を利用してナンバープレートの文字を利用したタグ選択と音声案内ができると考えられる。また、田中ら [5] は、ニューラルネットワークを用いた自動車の3次元モデルによってセダン・ミニバン・SUVといった自動車の車型の特徴量の抽出・分類を行っている。車両を360度でモデリングし、そのデータをもとに学習、車型認識、特徴部位の可視化を行った。この研究では車型の特徴量抽出という部分を目的としており、本研究の提案システムの車種の認識においてこの研究の成果を利用することもできると考えられる。ま

た、岩崎ら [6] は、YOLOv2 を用いた交差点内の交通量と車両走行軌跡の自動計測を行うシステムの構築と実験を行った。限定的な状況ではあるが、交通量と車両走行軌跡の自動計測を行えることを確認している。また、フレームごとで同一車両を認識して追跡を行っている。あくまで同一車両を追跡して交通量を自動計測することを目的としているため本研究とは目的が異なっているが、この研究を利用して同一車両を追跡することで、より正確な合流調停を行うことができると考えられる。

また、将来自動運転が実用化の中で、人運転車両と自動運転車両が混在し、運転支援や合流調停の情報を人運転車両にも提供されることが考えられる。このように人運転車両と自動運転車両が混在する環境における、運転支援に関する研究が行われている。宮崎ら [7] は、混在環境で T 字路における各車の譲り合いを円滑にすることを考えた。交通シミュレーションによって自動運転車両の占有率が高まるほど渋滞長や待ち時間が低減することが判明しており、路車間通信だけでなく自動運転車両による車車間通信や自動運転車両による車間距離の調節によって交通流を円滑にできると提案されている。この研究では、通信装置を設置していない人運転車両の認識のため、交差点に通信基地局を設置していることを想定しており、本研究と共通する部分がある。ただ、この研究では人運転車両への伝達方法が課題とされており、本研究がその解決策の 1 つとなると考えられる。矢島ら [8] は、自動運転車両と人運転車両による譲り合いを 9 つのパターンに分類し、それぞれのパターンで譲り合い状況導出のフローチャートが提案されている。この譲り合いは車車間通信による解決が考えられており、識別 ID や譲り合いパターン番号などをメッセージで送信し譲り合う。車体の識別には、ID、メーカー、車種、車体カラーの 4 つの情報を全て伝達しており、全く同じメーカー、車種、車体カラーの車が並んでいる場合には譲り合いを中止するという判断がとられている。この研究では、車両特徴量の選択的利用という面で、メーカー・車種・車体カラーに注目して分類を行っているという点が共通している。しかし、車車間通信を想定している本研究の路車間通信とはアプローチが異なる点、車両特徴量を選んで伝えるという点を行っていない点で本研究とは異なる。

物体検出技術を用いた車両特徴量の抽出、人運転車両と自動運転車両の混在環境における運転支援についてそれぞれに関連する研究はあったが、混在環境における運転支援において物体検出の結果を組み合わせて利用するものは先行研究 [1][2] のみであった。先行研究 [1][2] では、物体検出などから得られたタグを選択的に利用するというアプローチを提案しており、本研究ではさらに重み付きグラフを利用してよりわかりやすいタグの組み合わせを出力するというアプローチを提案する。

重み付きグラフを利用した研究として、Katja ら [9] は、

関連する文章から情報量の少ない要約を生成するために重み付きグラフの最短経路探索を利用している。適切な重み付け関数が設定できていれば良い圧縮率が得られており、文章の生成に重み付きグラフを利用しているという点で本研究と共通する部分がある。一方で、この研究は複数の文章を分割して要約を生成するのに対して、本研究では特徴量のタグを組み合わせて文章を生成するという点で異なっている。

3. 先行研究

先行研究 [1][2] では、カメラから視覚的特徴を抽出して厳選されたタグの組み合わせを選び出すシステムを開発し、その評価を行った。

本システムでは、まず物体検出モジュールで、カメラの画像に対して物体検出を適用し、特徴量を抽出する。次にタグ情報結合モジュールで、車両ごとにタグ情報を結合し物体検出から得られた特徴量を車両ごとに管理する。次にタグ選択モジュールにて、図 3 のように複数車両のタグ情報からドライバーにとってわかりやすいタグの組み合わせを選び出す。最後に、音声案内モジュールにて、外部のシステムから得られる合流調停結果とタグ選択の結果を組み合わせて、人運転車両への音声案内文を生成し、Open-jTalk[14] というモジュールを利用して音声生成を行う。

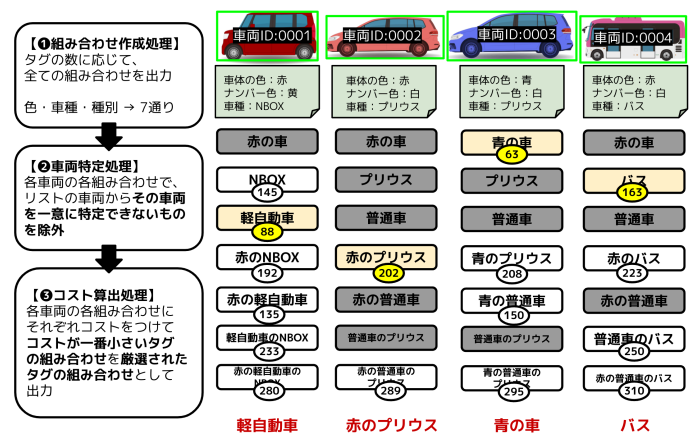


図 3 車両特徴量の選択的利用

タグ選択モジュールでは、わかりやすいタグの組み合わせを出力するために、タグの組み合わせにそれぞれコストを算出する。コストの算出においては下記の 3 つのコストを重み付きで合計しており、この合計コストが最小であるタグの組み合わせをわかりやすいタグの組み合わせとして出力している。

タグのわかりやすさ 組み合わせに含まれるそれぞれのタグのわかりにくさをコストとして設定する。

情報量 タグの内容 (青色の、軽自動車など) の文字数をそのまま伝達に必要な情報量としてコストと設定する。複数のタグを使用した組み合わせについては、その文

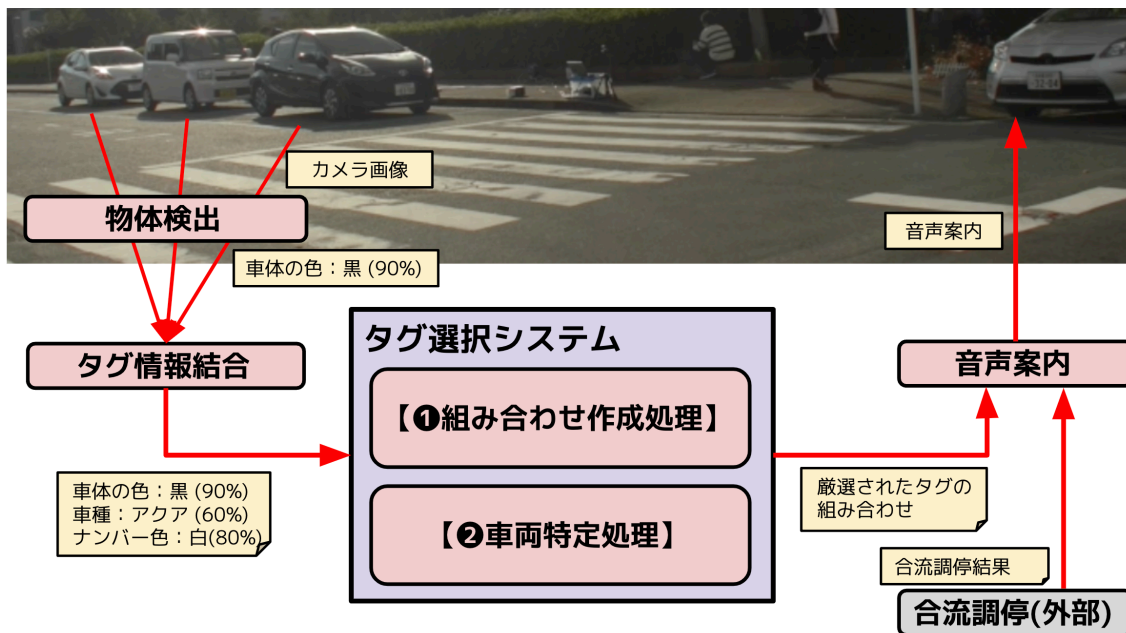


図 4 システムの全体図

字数を合計してコストとする。コストが少ない方が、少ない文字数で伝達できる組み合わせとなる。

信頼度 物体検出の際に各タグに付けられる信頼度を用いる。信頼度が高いほどコストが低くなるように設定する。複数のタグを使用した組み合わせについては、それぞれのタグの信頼度の指数関数の値の合計を信頼度のコストとする。

上記のタグのわかりやすさ・情報量・信頼度の3つの点から、各車両の各組み合わせにおけるコストを、式(1)のように定義づけた。

$$f_{cost} = \sum_{i=1}^3 (A_i + B y_i) x_i + C \frac{\sum_{i=1}^3 e^{-z_i}}{\sum_{i=1}^3 x_i} \quad (1)$$

$$i = \begin{cases} 1 & \text{(色のタグ)} \\ 2 & \text{(車種のタグ)} \\ 3 & \text{(種別(普通車/軽自動車)のタグ)} \end{cases}$$

x_i, y_i, z_i は、以下のように定義する。

$$x_i = \begin{cases} 1 & (i \text{ のタグを含む}) \\ 0 & (i \text{ のタグを含まない}) \end{cases}$$

$$y_i = (i \text{ のタグの文字数})$$

$$z_i = (i \text{ の各タグの信頼度})$$

A_1, A_2, A_3, B, C のパラメータによって、色、車種、種別に関する各タグに対してのわかりやすさ、文字数、信頼度の重要度を制御できる。そこで、アンケート調査を行った結果、色、種別(普通車/軽自動車)、車種の順でわかりにくくなることが判明した。したがって、

$A_1 = 1, A_2 = 100, A_3 = 10, B = 10, C = 500$ とパラメータを設定した。

しかし、本システムの評価実験やアンケート調査から、2つの問題点があることが判明した。

1点目は、車両の相対的な位置関係を用いていないという点である。アンケート調査より、案内のわかりやすさを向上するためには相対的な位置関係の情報を案内に含める必要があるということがわかった。相対的な位置関係の情報とは、「～の後ろの車」「手前のレーンの～」といったレーンや他車両との位置関係を利用した情報のことである。そこで、目印となる車両の情報と相対的な位置関係の情報を用いたシステムが必要となる。

2点目は、タグ数の増大によって計算時間が増大してしまうという点である。本システムではタグの組み合わせを総当たりで調べているため、タグ数の増大によって計算時間が増大してしまうという危険がある。そのため、タグの組み合わせを計算する時間を短縮できるような手法を用いる必要がある。

これらの問題点を解決するために、本論文では新たなアプローチを提案する。

4. 重み付きタグ選択グラフの最短経路探索システム

前章で挙げた問題点を解決するために、車両特徴量を含めた車両やレーンの位置関係を重み付きグラフとして表現し、その最小コストの経路を計算することでコストが最も小さくなるような案内を生成するシステムを提案する。提案システムの全体図を、図4に示す。

重み付きグラフとは、辺に重み(コスト)がついているグ

ラフ (頂点: ノード, 辺: エッジの集合) で, 辺に重みをつけることで頂点間の移動にかかるコストを表現することができるものである. 重み付きグラフには最短経路問題というもの設定されており, 重み付きグラフの与えられた2ノード間を結ぶ経路の中でコストが最小となるような経路を求める最適化問題である. この問題の解法としては, ベルマンフォード法やダイクストラ法などがあり, コストに負数が存在しない場合にはダイクストラ法が高速であるため, 今回はダイクストラ法を採用した. さらに, ダイクストラ法では最短経路をたどるように計算を行うので, タグの数が増大したとしても不要な経路を辿る計算量を削減でき, 実行時間を短縮できると考えられる.

4.1 重み付きグラフの作成

各車両やレーンの位置関係をグラフで表現し, 各位置関係についてわかりにくさのコストをその関係に重み付けする. まず, 自車両, 案内するスペース, 道路の各レーン, 各車両をグラフの頂点として表現し, 以下の関係をグラフの辺として表現してコストを重み付けることで, 図5のように重み付きグラフを作成した.

車両の視覚的特徴

「自車両」と「各車両の視覚的特徴」および「各レーン」と「各車両の視覚的特徴」をつなぐ辺.

先行研究 [1][2] の車両の視覚的特徴量のタグ選択アルゴリズムで用いた, コスト計算式 (式 (1)) を利用する. ただし, そのタグの組み合わせが対象車両を一意に特定できるようにするために, 重複するタグの組み合わせは辺としては使用しない.

他車両の位置関係

「各車両」同士をつなぐ辺.

「赤の車の1台後ろの車」というように, 車両の相対的な位置関係を用いることができるようにする. 物体検出に失敗してしまった車やわかりにくい (コストが高い) 車両の特徴をもつ車を, 他車両の特徴を用いて案内をすることができる.

他車両の距離関係

「各車両」同士をつなぐ辺.

「赤の車の5m 後ろの車」というように, 車両の位置関係を距離を用いて案内できるようにする. 具体的な距離を用いることで, わかりやすい案内をすることができる.

レーンとの位置関係

「レーン」と「自車両」をつなぐ辺.

「手前のレーンの赤の車」というように, レーンの位置関係を用いることができるようにする. どのレーンの車であるかを明確にすることで, わかりやすさが向上すると考えられる.

案内するスペースとの関係

「案内するスペース」と「案内するスペースに隣接する車両」をつなぐ辺.

案内として「～の車の後ろに合流してください」「～の車の前に合流してください」というように, どのスペースに合流すべきかという案内を生成するために, 示したいスペースと付近の車との関係を用いることができるようにする.

レーンや他車両の位置関係を取得するには, 図6のような高精度道路地図 [10] が利用できると考えられる. 高精度道路地図では, レーン単位の粒度で道路レーンなどの静的情報と車両や人などの動的情報を表現できるようにできるものである. 1つのレーンは, 走行時の中心線と走行可能領域のペアで表現されており, 車両がどのレーン上を走行しているか対応付けをすることが可能となる. また, レーン同士が繋がっているのか, 交差しているのか, 隣接しているのかといったレーン間の関係を接続関係グラフとして表現しており, レーン同士の関係を問い合わせる検索を行うことも可能となっている. このような高精度地図を利用することによって, 他車両の位置関係やレーンとの位置関係を取得することができ, 重み付きグラフを生成することができると思える.

これらの関係を重み付きグラフにする際の重み付けのコストは, 以下のように設定した.

車両の視覚的特徴

先行研究 [1][2] での視覚的特徴の組み合わせのコスト計算式 (式 (1)) を利用した.

他車両の位置関係

「～の後ろの車」といった車両間の位置関係の案内に, わかりやすさの違いは大きくないと考えられるため, 車両同士の位置関係のコストは統一の値とした.

他車両の距離関係

車両間の距離が大きいほどわかりにくくなると考えられるため, 距離に比例してコストが大きくなるように設定した.

レーンとの位置関係

各レーンの案内に差異はないため, 自車両と各レーン間のコストは統一の値とした. 一方で, 各レーンと各車両間の視覚的特徴のコストは, 車両の視覚的特徴の組み合わせのコスト計算の半分のコストに設定した. これは, レーンの情報を利用した相対的な位置関係を用いた案内をより優先して出力するためである.

案内するスペースとの関係

案内するスペースと隣接する車の間のコストは, その間の距離が小さいほど隣接していることがわかりやすいため, この間の距離をそのままコストとして設定し, 距離が短いほどコストが小さくなるようにした.

この重み付きグラフ作成により, さまざまな位置関係を重み付きグラフに落とし込むことができ, わかりにくさの

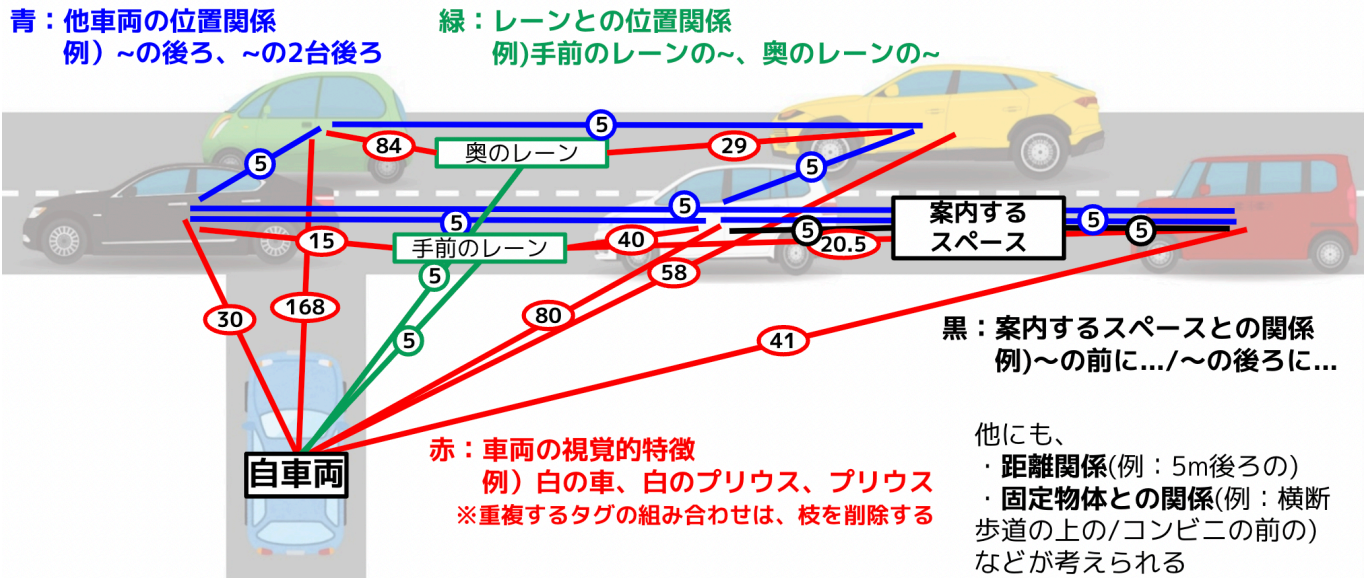


図 5 重み付きタグ選択グラフの経路の重み付け

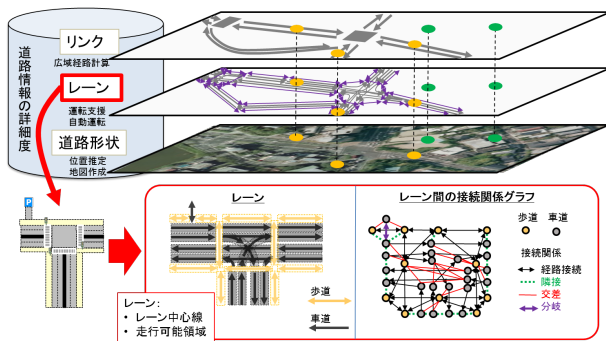


図 6 ダイナミックマップの高精度道路地図仕様 [13]

コストという指標を用いて比較が行うことができるようになった。

4.2 最小コストの経路探索と案内生成

わかりやすい案内とは、わかりにくさのコストが小さい案内であるため、作成した重み付きグラフの最小コストの経路を求めることで、最もわかりやすい案内を生成することができる。そこで、自車両から案内するスペースまでの最短コストの経路をダイクストラ法で算出し、算出された経路を案内に変換することで、図7のような案内を生成する。例えば、「自車両」→「手前のレーン」→「赤の車」→「案内するスペース」が最短コストの経路の場合には、この経路を順に辿ることで「手前のレーンの赤の車の前に合流してください」という案内を生成することができる。

4.3 提案システムの実装

前節で提案したシステムの実装方法を説明する。実装言語は Python を用いており、表1のライブラリを使用して実装を行った。最短経路探索には、ダイクストラ法を用いている。

表 1 使用ライブラリ

使用ライブラリ	用途
networkx	重み付きグラフの作成と最短経路探索
matplotlib	グラフの可視化

表 2 入力する車両情報 (5台 / 2レーン)

車両	車体の色	車種	種別
CAR1	白 (0.9)	プリウス (0.5)	普通車 (0.8)
CAR2	白 (0.6)	アクア (0.5)	普通車 (0.8)
CAR3	黒 (0.99)	(0)	バス (0.8)
CAR4	白 (0.54)	ピクシススペース (0.5)	軽自動車 (0.3)
CAR5	赤 (0.94)	NBOX(0.8)	軽自動車 (0.1)

表 3 入力するレーン情報 (5台 / 2レーン)

レーン	y 座標	タグ情報	コスト
LANE1	0	手前のレーンの	5
LANE2	10	奥のレーンの	5

例えば、5台の車両情報(表2)とレーン情報(表3)の情報をプログラムに入力すると、ノードが生成でき、図8のように重み付きグラフが生成できる。このようにして、生成した重み付きグラフと、最短経路探索で得られた最短経路のコストと経路、そして最終的に生成する案内が出力される。

5. 重み付きタグ選択グラフの最短経路探索システムについての評価

前章の重み付きタグ選択グラフの最短経路探索システムについて、特徴量のタグ数の増大による計算時間の評価を行った。

5.1 実験目的

本実験では、特徴量のタグ数の増大によって最短経路シ

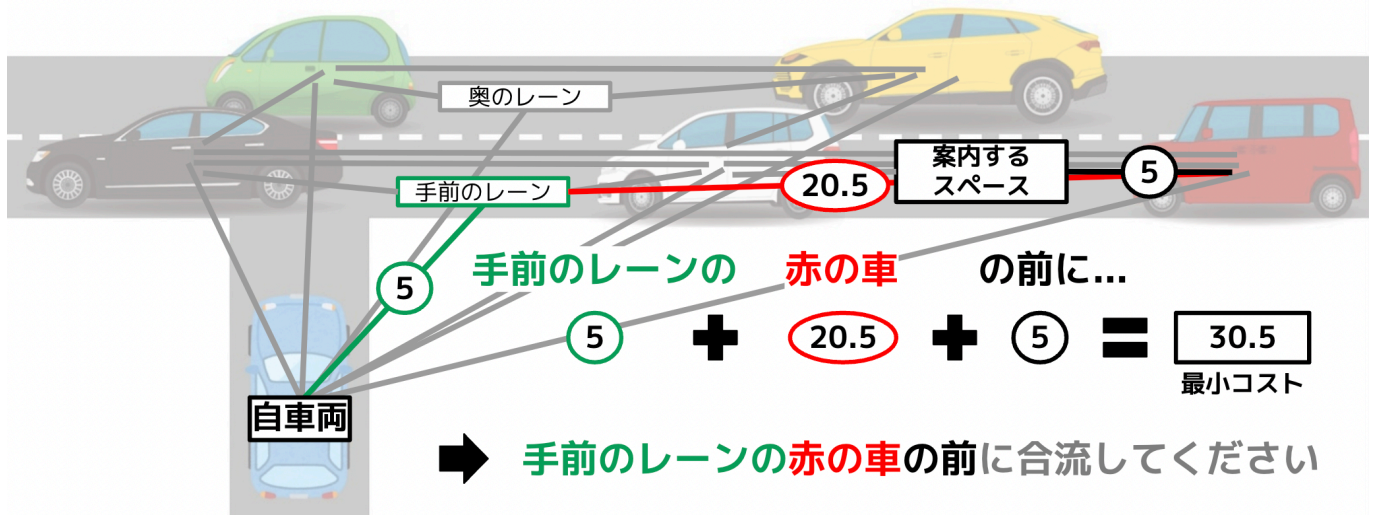
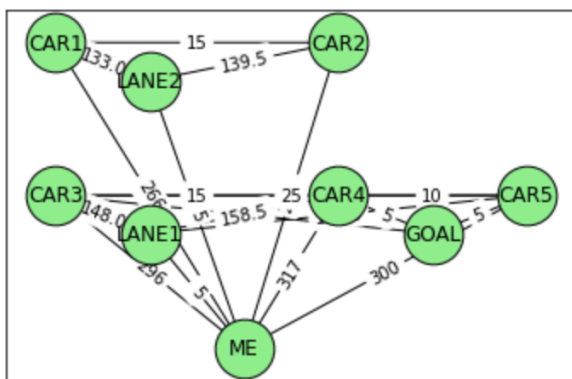


図 7 重み付きタグ選択グラフの最短経路探索



Shortest Path: ['ME', 'LANE1', 'CAR5', 'GOAL']
 Weight: 160.0
 ME -> LANE1
 ('ME', 'LANE1', 5, '手前のレーンの')
 LANE1 -> CAR5
 ('LANE1', 'CAR5', 20.5, '赤の車')
 ('LANE1', 'CAR5', 74.5, 'NBOX')
 ('LANE1', 'CAR5', 95.0, '赤のNBOX')
 ('LANE1', 'CAR5', 129.5, 'のNBOX')
 ('LANE1', 'CAR5', 75.5, '赤の')
 ('LANE1', 'CAR5', 150.0, '赤のNBOX')
 CAR5 -> GOAL
 ('CAR5', 'GOAL', 5, 'の前')
 --- RESULT ---
 手前のレーンの赤の車の前

図 8 生成される重み付きグラフと最短経路探索結果
 ※図中の「ME」は「自車両」を示し、
 「GOAL」は「案内するスペース」を示す

システムに要する時間を評価する。例えば、支線で 100m 前の地点から速度 30km/h で等速走行したとすると、100m 手前で案内を行ってから本線合流するまでの猶予時間は 12 秒しかない。提案システムの音声生成に用いている Open-jTalk[14] のモジュールでは、1 案内につき 4 秒程度かかり、先行研究 [2] の車両特徴量の抽出における実行時間は 5.7 秒であった。そこで、最短経路システムの実行時間が 2 秒

以内になることを目標として、評価実験を行った。

5.2 実験内容

5.2.1 実験環境

実験では、クラウド上の Google Colab 環境を使用して評価を行った。

表 4 実験環境

OS	Ubuntu 18.04.5 LTS
CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20GHz
GPU	Tesla T4
GPU CUDA version	11.2
GPU Driver version	460.32.03
Memory	13.3 GB

実験環境上で、提案システムのプログラムに対してタグの数を変えた車両のダミーデータを入力し、最小コストの案内を生成するまでの処理時間を測定した。タグの数は、5 台、10 台、20 台の 3 通りの車両台数に対して、視覚的特徴や各車両の位置関係などの情報を入力してプログラムの処理を行った。

5.2.2 実験結果

処理時間の結果は、図 9 のようになった。台数が増加するとノード数が増大していくが、車両台数が 20 台になっても 1 秒程度で処理が行っていた。

5.3 考察

相対的な位置関係の情報を重み付きグラフで表現することで、その最短経路問題を解くことによって厳選されたタグの組み合わせを抽出できるようになった。計算時間もノードが増大した場合においても 1 秒程度で処理が行っており、目標の 2 秒以内を達成していることから、十分実用的であると考えられる。

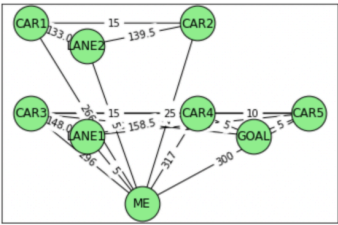
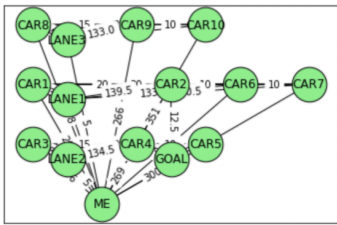
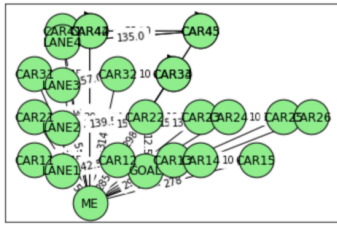
車両台数	5 台	10 台	20 台
ノード数 エッジ数	ノード : 9 エッジ : 65	ノード : 15 エッジ : 125	ノード : 26 エッジ : 262
生成グラフ			
最短経路	ME→LANE1→CAR5→GOAL	ME→LANE2→CAR4→GOAL	ME→LANE1→CAR13→GOAL
生成案内	手前のレーンの赤の車の前	手前のレーンの白の軽自動車の後ろ	第1車線の白の軽自動車の前
処理時間 (10回の平均)	0.41 秒	0.57 秒	0.98 秒

図 9 最短経路探索システムの評価実験結果

以上の結果から、車両の相対的な位置関係の情報を用いた案内ができており、タグの数の増大によっても計算時間が実用の範囲内であることから、このシステムによって先行研究 [1][2] の問題点を解決できると考えられる。

6. おわりに

先行研究 [1][2] のカメラを用いた車両の視覚的特徴量のタグの活用として人運転車両が自動運転車両と協調的に走行するための音声案内を出力するためのタグ選択システムでは、多数のタグが発生した際の計算量を削減しレーンや各車両の相対的な位置関係の情報を案内に含めることができるかという問題が存在していた。本論文では、その問題を解決するために重み付きグラフの最短経路探索を用いたシステムを提案し、実行時間の評価の結果が実用の範囲内であることが確認することができた。

今後の課題として、ユーザーの車両に関する知識量をタグ選択に反映することや、合流調停以外へのタグ選択システムの活用などが考えられる。

謝辞 本研究の一部は、JST, COI, JPMJCE1317 の支援を受けたものである。

参考文献

[1] 大鐘 崇史, 渡辺 陽介, 高田 広章: ステレオカメラを用いた車両特徴量の抽出と選択の利用; 第 82 回全国大会講演論文集 pp. 77-78. (2020)

[2] 大鐘 崇史, 渡辺 陽介, 高田 広章: カメラから抽出した車両特徴量に対する選択的利用方式の評価; 研究報告高度交通システムとスマートコミュニティ (ITS) pp.1-7. (2021)

[3] 渡辺 陽介, 竹内 栄二郎, 高田 広章, 二宮 芳樹交通マネジメントに向けたダイナミックマップアーキテクチャの研究; システム/制御/情報 Vol.60, No.11, pp. 488-494. (2016)

[4] Rayson Laroca, Evair Severo, Luiz A. Zanlorensi, Luiz S. Oliveira, Gabriel Resende Gonçalves †, William Robson Schwartz and David Menotti: *A Robust Real-Time Automatic License Plate Recognition Based on the YOLO Detector*; International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) (2018)

[5] 田中 俊太郎, 原田 利宣, 小野 謙二: 畳み込みニューラルネットワークを用いた自動車の三次元モデルにおける各車型の特徴抽出と視覚化; 日本感性工学会論文誌 Vol.18 p. 113-121. (2019)

[6] 岩崎 洋一郎, 竹原 洋志, 宮田 俊彦, 倉本 俊昌, 北島 俊孝, 瀬戸口 恵: 物体検出アルゴリズム YOLO を用いた交通量と車両走行軌跡の自動計測; 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集 p. 307-308. (2018)

[7] 宮崎 千展, 松山 聖路, 齋藤 正史, 清原 良三: 自動運転車両と手動運転車両の混在状況における T 字路におけるドライバ支援方式の検討; マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2016 論文集, pp.1277-1284. (2016)

[8] 矢島 颯人, 高見 一正: 自動運転車と手動運転車混在時の進路交譲のための車車間通信プロトコルと試作評価; マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2017 論文集, pp.1679-1687. (2017)

[9] Filippova, Katja.: Multi-sentence compression: Finding shortest paths in word graphs.; Proceedings of the 23rd international conference on computational linguistics (Coling 2010). (2010)

[10] 渡辺 陽介, 高田 広章: 運転支援・自動運転のための高精度デジタルマップ; 日本ロボット学会誌, 33 巻, 10 号, p. 754-759, (2015)

[11] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi A.: You only look once: Unified, real-time object detection. In: CVPR.

[12] 内閣府, 東京臨海部実証実験 <https://www.nedo.go.jp/content/100898670.pdf>

[13] ダイナミックマップ <https://www.nces.i.nagoya-u.ac.jp/ddm2/index.html>

[14] Open JTalk 日本語テキスト音声合成システム <https://open-jtalk.sp.nitech.ac.jp/>