

歩行者脇通過時における歩行者属性と運転行動に関する分析

新村 文郷¹⁾ 川西 康友¹⁾ 出口 大輔¹⁾ 井手 一郎¹⁾ 村瀬 洋¹⁾ 藤吉 弘亘²⁾

Analysis on the Relation between Pedestrian's Attributes and the Driver's Behavior when Passing by a Pedestrian

Fumito Shinmura Yasutomo Kawanishi Daisuke Deguchi Ichiro Ide Hiroshi Murase Hironobu Fujiyoshi

When passing by a pedestrian, a driver decides the behavior that his/her own vehicle can safely pass by. In this presentation, through analysis using experienced drivers' driving data, we clarify the factors that are important for a driver's behavior decision. For the analysis, we classified the driver's behaviors into three states based on the operation of the acceleration and brake pedals. We estimate these driver's behaviors from the pedestrian's attributes by a machine learning-based method. We conducted experiments to estimate the driver's behaviors from various attributes, and analyzed effective attributes for the estimation. From the results of the analysis, we clarified that the pedestrian's orientation is more important for the driver's behavior decision than other attributes.

KEY WORDS: Human engineering, Driver behavior, Driver model, Pedestrian attributes, Passing a pedestrian (C2)

1. ま え が き

安全に運転を行う上で、周囲環境の把握は重要である。対歩行者事故数の低減のためには、周囲に存在する歩行者を発見し、その中で自車の進路上で衝突する可能性がある歩行者を見分けることが重要である。これまで、カメラを用いて歩行者を検出する技術や、歩行者の次の動きを予測する技術について研究が広く行われてきた。それらの技術の一部は既に実用化され、歩行者と衝突するおそれがある時に運転者へ警告するシステムや自動的にブレーキ操作を行うシステムに利用されている。しかし、現状の技術で対処可能な場面は限られており、例えば歩行者の急な方向転換や道路への飛び出しに対しては必ずしも有効ではない。そのため、歩行者の行動を予測して衝突のおそれがある歩行者を認識する技術が強く望まれている。

運転者にとっても歩行者の行動を正確に予測することは難しい。歩行者は急に向きを変えたり走り出したりすることがある。接近する自動車に気付いていなければ、突然道路に飛び出してくることもある。さらには、スマートフォンの操作に夢中で周囲に注意を払っていない歩行者も存在する。

それでは、我々運転者はどのようにして歩行者の近くを安全に通過しているのだろうか？我々は、特に熟練の運転者の行動が安全に十分気を配っているため参考になると考えた。そこで、熟練の運転者が歩行者の脇を通過する場面を注意深く観察したところ、大きく分けて下記 3 種類の運転行動が見られた。

- ① 歩行者を意識しない平常時の運転
- ② いつでも停止できるようブレーキ操作を準備した運転

1) 名古屋大学(464-8601 愛知県名古屋千種区不老町)

2) 中部大学(487-8501 愛知県春日井市松本町 1200)

③ 通過しても安全と判断した運転

進行方向に歩行者が存在したとしても、自車から距離が離れている場合は衝突のおそれはない。そのため、特段の意識をしなくても問題がない。しかし、自車が一定の距離まで歩行者に近付くと衝突のおそれが生じる。そのため、歩行者に注意を払いつつ、いつでも自車を停止できるよう運転する必要がある。そして、通過しても安全なことを判断できれば、再び速度を上げて歩行者の脇を通過することができる。ゆえに直進時の歩行者脇通過は、歩行者と一定の距離がある間は平常時の運転を続けて接近し、一定の距離まで近付くとブレーキ操作の準備をしつつ運転する。そして、安全と判断できれば加速して歩行者の脇を通過する、という 3 種類の運転行動からなると考えられる。

それでは、運転者は何を基準に危険か安全かを判断するのだろうか？いくつかの要因が考えられるが、重要な要因の一つは歩行者の状態や挙動であると考えられる。例えば、歩行者がどちらを向いているか、大人か子供か高齢者か、スマートフォンの操作に夢中になっていないか等は運転行動を決定する要因になると考えられる。本発表ではこのような歩行者の状態や挙動を「歩行者属性」として扱う。

本発表では、歩行者属性に基づき運転行動の推定を行うモデルを提案する。熟練の運転者がブレーキ操作を準備するということは、歩行者との衝突のおそれがある状態である。また、加速して通過しても安全と判断したということは、衝突のおそれがない状態である。これらの運転行動を推定することができれば、未熟な運転者に対してブレーキ操作を準備するよう注意を促すことや、通過のために加速しても良いと指示を与えるというように、安全のための運転支援が可能になると考えられる。このようなモデルを構築するためには、運

転行動の推定を行う際に考慮すべき歩行者属性を検討する必要がある。しかし、多様な歩行者属性の中で運転行動の決定において重要なものはこれまで明らかになっていない。

そこで本発表では、熟練の運転者が実際の道路を走行したデータをもとに、運転行動の決定において重要となる歩行者属性を分析する。まず、熟練の運転者が市街地を走行した運転データを収集し、歩行者脇通過時の運転行動と様々な歩行者属性をラベル付けしたデータセットを構築する。次に、それを用いて、機械学習の枠組みにより学習することで歩行者属性から運転行動を推定するモデルを構築する。さらに、実際に構築したモデルを用いて歩行者属性から運転行動を推定した際に、推定に貢献した歩行者属性を調べることで、各歩行者属性が運転行動の推定にどの程度寄与しているかを分析する。最後に、運転行動の決定に深く関係する歩行者属性を明らかにする。

2. 関連研究

近年、カメラを用いて歩行者の行動を予測する研究が行われている。代表的な研究は、歩行者が次に進む方向や軌跡を予測するものである。進行方向の予測のために画像から歩行者の体や顔の向きを推定する手法(1, 2, 3)や、ごく短い間の動きから軌跡を予測する手法(4)、過去の歩行軌跡をもとに人が歩きやすい経路特性を学習して軌跡を予測する手法(5)が提案されている。このような進行方向の予測には、歩行者の体や顔の向き、動きの属性がしばしば用いられる。しかし、これらの手法では急な進行方向の変化には対応できない。例えば、後ろを向いた歩行者が突然横の道路へ飛び出すというような行動の予測が難しい。運転者はそのような行動の可能性も考えて加減速やブレーキ操作の判断を行うため、他にも様々な属性を考慮する必要があると考えられる。

歩行者属性と運転行動の関係について扱った研究として、Rasouli らは交差点において運転者と歩行者の間で行われる意思疎通に関する分析を行っている(6)。アイコンタクトやジェスチャ、自車の減速というような行動により意思疎通が行われ、歩行者が道路を渡るか車の通過を待つかの行動に影響を与えることが報告されている。他にも行動に影響を与える要因として歩行者の年齢や性別、道路の構造、TTC (Time-To-Collision) が挙げられている。この論文ではアイコンタクトによる意思疎通が多いと述べられていることから、これが特に重要な要因と考えられるが、交差点での分析であるため、歩行者には道路を渡りたいという明確な意図がある点で特殊な状況である。歩行者脇通過の場合、歩行者にそのような意図があるか不明であるため、意思疎通が行われない場合も多く、他の歩行者属性が重要となる可能性がある。

このように、様々な歩行者属性が歩行者の行動予測や運転者の判断に関わっており、その重要性がわかる。しかし、体や顔の向き、動きというような属性のうち、より重要な歩

行者属性に関する議論は行われていない。

一方、運転行動のモデル化に関する研究が行われている。Shimosaka らは無信号交差点がある直進路において、自転車や交差点の位置、法定速度をもとにポテンシャルマップを生成し、それを用いて現状態から加速・減速・速度維持の行動を推定することで運転行動を予測するモデルを提案している(7)。また、走行環境を分類して環境ごとにモデルを構築する手法を提案している(8)。Morales らは死角がある交差点において、交差点内における自転車からの視野をもとに交差点侵入から通過までの速度制御をモデル化している(9)。これらの研究ではいずれも歩行者の存在を考慮していない環境でモデル化しており、観測された歩行者がモデルに与える影響については検討されていない。

3. 歩行者属性に基づく運転行動の推定

本発表では、観測された歩行者の属性に基づき運転者が行うべき運転行動を推定するモデルを提案する。本節では、提案手法が推定する運転行動を定義し、提案する推定モデルの構築方法を説明する。

3.1. 運転行動の定義

先にも述べたように、加減速制御の観点からは、直進走行中における歩行者脇通過時の運転行動を3種類の状態に分類することができる。本発表ではそれぞれの運転行動を通常状態、構え状態、安全見切り状態と呼び、以下の様に定義する。

- ① 通常状態：歩行者までの距離が遠く、歩行者を意識して運転が行われていない状態
- ② 構え状態：歩行者に注意を向け、いつでも停止できるようにブレーキ操作を準備している状態
- ③ 安全見切り状態：歩行者の脇を通過しても安全と判断し、見切りをつけて加速している状態

各状態の概要を図1に示す。

3.2. 歩行者属性に基づく運転行動推定モデルの構築

運転者が運転行動を決定する際、「このような状況ではこのように行動する」というような歩行者属性の代表的なパターンが存在すると考えられる。例えば、歩行者が交差点近くで道路側を向いていれば運転を構え状態にする、歩道内で立ち止まっていれば安全見切り状態にする、というようなものである。このようなパターンは、大量のデータをもとに歩行者属性と運転行動の関係を学習することで発見できると考えられる。

そこで我々は、歩行者属性をもとに運転行動を推定するモデルを機械学習により構築する。また、構築したモデルを用いて各属性の寄与度に基づく分析法を提案する。具体的には、様々な状況で歩行者の脇を通過する場面の運転データを収集し、歩行者属性とそのときの運転行動の組のデータを得る。

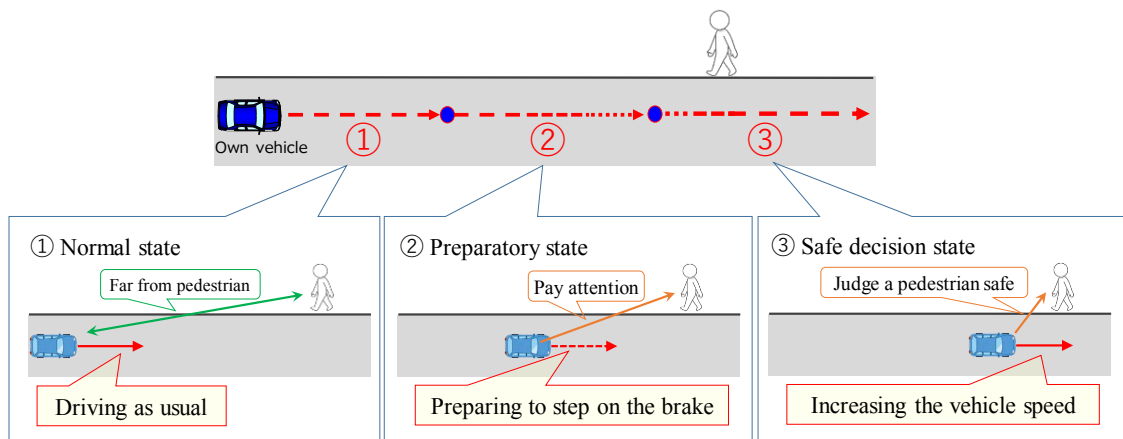


Fig.1 Outline of the driver's behavior states.

これらを学習用データとしてSVM (Support Vector Machine) により学習することで、モデル (推定器) を構築する。

まず学習段階として、歩行者属性を特徴ベクトルに変換する。なお、入力データから各歩行者属性を抽出する必要があるが、これまでに多くの属性認識手法が提案されている(10)ことから、本発表ではそれらの認識手法は議論の対象としない。各歩行者属性を入力特徴量とし、対応する運転行動を出力クラスとする one-versus-one の Multi-class SVM により多クラス分類器 (推定器) を構築する。推定段階では、学習時と同様に入力の歩行者属性を特徴ベクトルに変換し、構築した推定器に入力して運転行動を推定する。提案する推定モデルの概要を図2に示す。

4. 歩行者属性と運転行動の関係の分析

各運転行動は、基本的には自車と歩行者との距離に応じて変化すると考えられる。そこに歩行者属性が影響を与えることで、構え状態や安全見切り状態となる距離が変化すると考えられる。例えば、歩行者が自車側を向いている場合、接近すれば自車に気付くことが期待できるので、より遠距離からでも安全見切り状態へ移行することができる。一方で歩行者が後ろを向いている場合、自車に気付かない可能性があるため、構え状態を続ける区間が長くなる。

そこで分析のため、まず歩行者の位置をもとに運転行動を推定するモデルを提案手法により構築する。次に、入力に歩行者属性を1つ加え、同様に運転行動を推定するモデルを構築する。構築したモデルを用いて実際に運転行動を推定した際、モデルに加えた属性に何らかの貢献があれば推定精度が向上すると考えられる。また、その属性がより重要であれば精度向上が大きく見られると考えられる。様々な属性についてモデルを構築して比較を行うことで、各歩行者属性と運転行動の関係进行分析する。

5. 実験

分析のためのデータセットを構築し、歩行者の位置と様々

な歩行者属性に基づいて運転行動の推定を行う実験を行った。それらの結果を比較し、歩行者属性と運転行動の関係の分析を行った。

5.1. 分析対象とする歩行者属性

歩行者の体向きや移動量というような歩行者属性は、行動予測に用いられる代表的なものである。また、自車に気付いているか否かも重要な属性と考えられる。歩行者が子供や高齢者の場合も大人の場合とは注意の度合いが変化すると考えられる。そこで、以下の歩行者属性を分析対象とする。

- ① 体向き (4方向)
- ② 移動量 (自車に対して進行方向および横方向の移動量)
- ③ 動作 (停止, 歩行, 走行, 自転車)
- ④ 自車への気付きの有無
- ⑤ 年代 (子供, 大人, 高齢者)

また, Rasouli らの研究(6)で挙げられているように、道路構造やTTCというような周囲環境の要因も重要と考えられる。そこで、以下の要因についても分析対象に加える。

- ⑥ 歩道の有無
- ⑦ 歩行者脇通過までの時間

歩行者脇通過までの時間は、TTCの考え方と同様に、歩行者との距離を相対速度で除することで計算する。ただし、TTCと異なり衝突を考慮しないため、自車の進行方向に対する距離と相対速度を用いて計算する。

5.2. データセット構築

本分析を行うために様々な状況での歩行者脇通過時の運転データを集めたデータセットを構築した。

実環境での運転データを得るため、様々なセンサ機器を搭載した実験車両を用意した。本車両により、走行中の前方車載カメラや全方位 LIDAR センサ、CAN (Controller Area Network) のデータを収集可能である。データ収集のため、実験車両により市街地を走行し、様々な歩行者脇通過シーンでの車載カメラの映像と LIDAR センサの3次元点群、アクセル

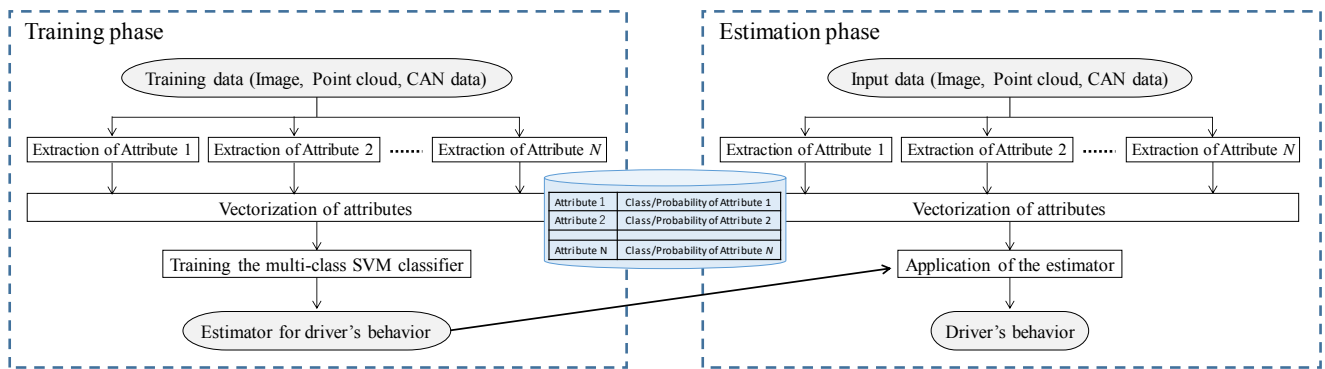


Fig.2 Overview of the proposed method.

ペダル・ブレーキペダルの操作量を含む運転データを収集した。また、未熟な運転手では運転行動の判断を誤り、その結果を用いても正確な分析結果を得られない可能性があるため、本分析で用いる運転データでは自動車学校にて教習員を務める熟練運転者に運転を依頼した。

次に、収集したデータから歩行者脇通過シーンを抽出し、各時点の運転データに対して人手でアノテーションを行った。付与する情報は、運転行動と歩行者属性である。

運転行動は前述の3状態から1個を選択する。各状態の判断基準は、アクセルペダルおよびブレーキペダルの操作から決定した。まず、通常状態から構え状態への移行は、アクセルペダルの操作量が0となった瞬間で、その後しばらく操作されないかブレーキペダルが操作された場合、通常状態から構え状態へ移行した瞬間とした。これは、ブレーキ操作の準備をすることで、アクセルペダルからは足が離れ、ブレーキペダルを踏むか足が置かれた状態になるためである。

次に、構え状態から安全見切り状態への移行は、構え状態時にアクセルペダルが操作された瞬間を、構え状態から安全見切り状態へ移行した瞬間とした。通過が安全と判断できれば加速して通過するため、アクセルペダルが踏まれるためである。

なお、完全に通過するまで再加速が行われないこともあり、その場合は安全見切り状態への移行がないものとした(図3)。また、歩行者脇通過の際、常にアクセルペダルが踏まれたまま通過する場合がある。この場合、運転者が歩行者を発見した時点で通過が安全と判断されたものと考えられる。よって、通過開始時点から安全見切り状態であるものとした(図4)。

歩行者属性は、属性認識手法により抽出ができるものとして、本実験では画像と3次元点群をもとに手動で判断した。例えば、歩行者の位置は3次元点群上における自転車からの相対位置、体向きは画像上での歩行者の体向き、のように決定した。

以上の手順により構築したデータセットは84回の歩行者脇通過シーンを含み、0.1秒ごとに歩行者属性と運転行動を付与した。データ数は合計で4,837個であった。

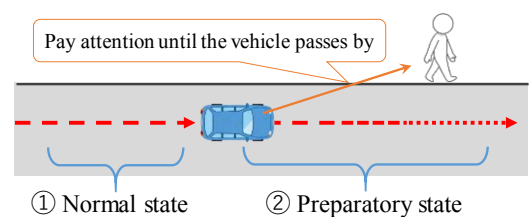


Fig.3 Example when there is not Safe decision state.

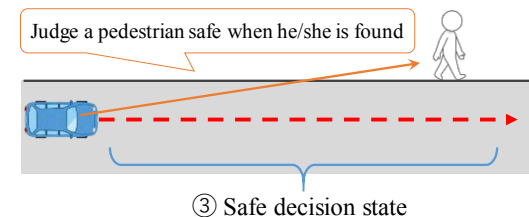


Fig.4 Example when there is only Safe decision state.

5.3. 運転行動推定の実験

運転行動の推定では、データセットのうち83回分の歩行者脇通過シーンの運転データを学習データとして用い、残り1回分の歩行者脇通過シーンの運転データを用いて評価を行い、推定精度を得た。すべての歩行者脇通過シーンの運転データが1回ずつ評価に用いられるよう84回の運転行動推定を繰り返し、それらの推定精度の平均を求めた。

歩行者の位置のみを用いた場合の運転行動推定と、歩行者の位置に歩行者属性を1種類ずつ加えた場合の運転行動推定を行った結果を表1に示す。また、歩行者属性を加えた場合の運転行動推定において、位置のみを用いた場合に比べて推定精度が向上した歩行者脇通過シーンの数と、精度が低下したシーンの数を示す。

5.4. 分析結果

ここでは、各歩行者属性を加えたときの推定精度の変化と、推定精度が向上したシーンや低下したシーンをもとに、歩行者属性と運転行動の関係を分析する。

表1より、推定精度への貢献が最も大きい歩行者属性は歩行者の体向きであった。次いで貢献が大きい属性は、自転車へ

Table 1 Estimation results of the driver's behaviors.

Added attribute	Estimation accuracy (Correct classification rate)	Number of scenes the accuracy was improved	Number of scenes the accuracy was degraded
No (only location)	49.6 %		
Body orientation	55.9 %	50	29
Movement amount	51.1 %	39	34
Action	49.4 %	33	38
Awareness of the vehicle	54.3 %	46	33
Age	51.2 %	43	34
Existence of sidewalk	50.9 %	37	37
Time until passing by	52.7 %	44	33

の気付き、歩行者脇通過までの時間であった。これらの属性について、順に詳しく見ていく。

歩行者の体向きは最も推定精度の向上が大きく、本発表にて分析対象とした歩行者属性の中では最も運転行動の決定と関係が深い要因と考えられる。体向きを用いて運転行動を推定することで、構え状態の推定精度が向上した。すなわち、運転者は体向きによって構え状態へ移行する距離を決めていると考えられる。実際、後ろや道路側を向いている場合の方が構え状態へ移行する確率が高く、より遠距離の地点から移行する傾向が見られた。図 5 に自転車側を向いた歩行者、図 6 に後ろを向いた歩行者に対する運転行動の推定結果の一例を示す。横軸が自転車から歩行者までの進行方向の距離、縦軸が横方向の距離を示し、各位置の歩行者に対して推定された運転状態を色で示した。これらの図より、後ろ向きの歩行者に対して構え状態と推定する範囲が広いことがわかる。なお、図 5 において自転車目の位置の歩行者に対して安全見切り状態と推定されているが、その位置に歩行者が存在するデータがなかったためと考えら、データが取得できれば正しい推定ができると考えられる。

自転車への気付きの有無は、体向きの次に推定精度の向上が大きかった。自転車への気付きの有無を用いて推定したときの精度への影響は、体向きを用いた場合と類似した傾向であった。これは、一般的に歩行者の意識は正面に向くため、体向きと自転車に気付くか否かには強い相関がある。そのため、体向きと同様に推定精度の向上が見られたと考えられる。

3 番目に推定精度の向上が見られた属性は、歩行者脇通過までの時間であった。歩行者脇通過までの時間を用いて運転行動を推定することで、安全見切り状態の推定精度が向上した。歩行者脇通過までの時間は自転車と歩行者の距離と相対速度から決まる。精度向上したシーンは低速で歩行者脇を通過するものが多かったため、運転者が減速後に再加速して通過するタイミングは距離や速度によって決められると考えられる。

その他の歩行者属性は、特定のシーンにおいて用いることで精度向上が見られた場合はあった。例えば年代の属性の場合、歩行者が子供のときに推定精度が向上することがあった。一方で、大人と高齢者の違いによっては運転行動の変化は見

られなかった。しかし、一般的に高齢者との事故は警戒すべきであり、より運転が慎重になるといった運転行動に変化が生じる可能性が考えられる。本実験ではそのような傾向は見られず、逆に高齢者が歩道内を歩くシーンでは構え状態がなく通過が行われた。これは移動速度が遅い高齢者は道路内へ飛び出す可能性も低いためと考えられる。これらの結果から考察すると、歩行者が高齢者であることに大きな影響はないが、他の歩行者属性や周囲環境との組み合わせの際に重要な属性になると考えられる。複数の歩行者属性の組み合わせによる運転行動との関係については、今後の検討課題である。

一方、各歩行者属性について属性を加えて推定精度が低下したシーンに注目すると、加えた属性とは異なる要因により運転行動が変化したシーンで推定精度が低下した。すなわち、加えた属性と運転行動が無関係だった場合は推定精度が低下する傾向が見られた。表 1 から確認できるとおり、各属性について推定精度が低下したシーンは 29~38 件存在したが、これらのシーンは共通したシーンではなかった。いずれかの属性を加えることで推定精度は向上し、いずれの歩行者属性を加えても推定精度が低下したシーンは 84 件中 2 件のシーンのみであった。これは、運転者がシーンごとに注目する属性を切り替えているためと考えられ、運転行動の推定では用いる歩行者属性を適切に切り替えることで、推定精度を向上させることができると考えられる。

また、本実験にて対象とした歩行者属性以外にも多様な属性について分析が必要である。例えば、近年問題となっている「歩きスマホ」行動や 2 人以上の集団となった歩行者に対しては、運転行動が変化する可能性がある。周囲環境では、交差点や脇道といった道路構造、駐車車両の存在が考えられる。本発表にて構築したデータセットには、歩きスマホを行う歩行者や 2 人以上の集団を通過するシーンが少数しかなく、分析を行うことが難しかったため、今後はデータセットの拡充を図ることが課題である。

6. まとめ

本発表では、自動車が歩行者脇を通過する際、運転行動の決定に関係する歩行者属性について、実際に熟練の運転者の

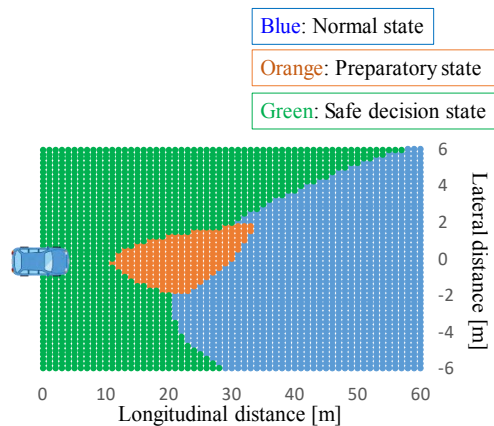


Fig.5 Estimated result of the pedestrian facing the vehicle.

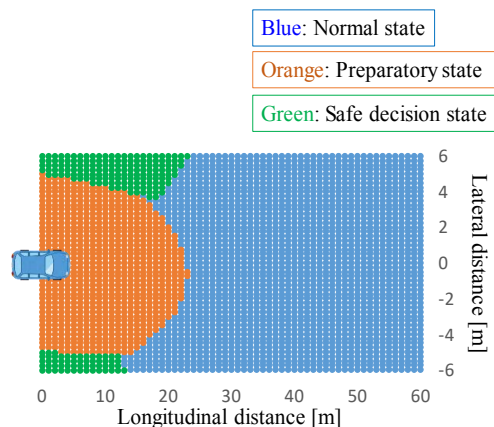


Fig.6 Estimated result of the pedestrian facing the back.

走行データを用いて分析を行った。分析にあたり、危険を感じてブレーキ操作を準備する、安全と判断してアクセルを踏むといった運転者の行動に注目し、運転行動として構え状態や安全見切り状態を定義した。実験の結果、それらの運転行動の決定において歩行者の体向きが深く関係することが確認され、重要な歩行者属性であることがわかった。一方で、体向きとは無関係に運転行動が決定される場面もあり、その場合は代わりに他の属性が重要になった。運転者は場面に応じて重要視する属性を切り替えるため、運転行動の推定では使用する属性を適切に切り替えて推定することが重要である。また、複数の歩行者属性の組み合わせによって運転行動の決定に強く影響する場面もあり、運転行動をモデル化するためにはより様々な歩行者属性について考慮する必要があることがわかった。

今後の課題として、運転行動の推定精度の向上のために、考慮する歩行者属性を増加し、複数の歩行者属性を組み合わせる手法の検討が必要である。また、それを実現するためにデータセットを拡張することが必要である。

謝 辞

本研究の一部は国立研究開発法人科学技術振興機構（JST）の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーションプロ

グラム（名古屋 COI：人がつながる “移動” イノベーション拠点）」の支援及び、科学研究費補助金の援助によって行われた。

参 考 文 献

- (1) F. Flohr, M. Dumitru-Guzu, Julian F.P. Kooij and Darius M. Gavrila : Joint Probabilistic Pedestrian Head and Body Orientation Estimation, In Proc. of 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, p.617-622 (2014)
- (2) J. Tao and R. Klette : Part-based RDF for Direction Classification of Pedestrians, and a Benchmark, In Proc. of Workshop on Intelligent Vehicles with Vision Technology in the 12th Asian Conference on Computer Vision, w11-p2 (2014)
- (3) Y. Kawanishi, D. Deguchi, I. Ide, H. Murase and H. Fujiyoshi : Misclassification Tolerable Learning for Robust Pedestrian Orientation Classification, In Proc. of the 23rd International Conference on Pattern Recognition, p. 481-486 (2016)
- (4) Christoph G. Keller and Darius M. Gavrila : Will the Pedestrian Cross? A Study on Pedestrian Path Prediction, IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol. 15, No. 2, p. 494-506 (2014)
- (5) M. Kitani, Brian D. Ziebart, James A. Bagnell and M. Hebert : Activity Forecasting, Computer Vision - ECCV 2012, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 7575, p.201-214 (2012)
- (6) A. Rasouli, I. Kotseruba and John K. Tsotsos : Agreeing to Cross: How Drivers and Pedestrians Communicate, Computing Research Repository, arXiv:1702.03555 (2017)
- (7) M. Shimosaka, T. Kaneko and K. Nishi : Modeling Risk Anticipation and Defensive Driving on Residential Roads with Inverse Reinforcement Learning, In Proc. of 17th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, p.1694-1700 (2014)
- (8) M. Shimosaka, K. Nishi, J. Sato and H. Kataoka : Predicting Driving Behavior Using Inverse Reinforcement Learning with Multiple Reward Functions toward Environmental Diversity, In Proc. of 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, p. 567-572 (2015)
- (9) Y. Morales, Y. Yoshihara, N. Akai, E. Takeuchi and Y. Ninomiya : Proactive Driving Modeling in Blind Intersections based on Expert Driver Data, In Proc. of 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, p. 894-900 (2017)
- (10) 川西康友, 新村文郷, 出口大輔, 村瀬洋 : サーベイ論文 : 画像からの歩行者属性認識, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2015-112 (2015)