リスクポテンシャルを用いたすれ違い場面における自動運転車両の
操舵および速度制御目標生成北澤 章平^{*1}, 山口 昌志^{*2}, 金子 哲也^{*3}Control target calculation of direction and speed using risk potential
for automated driving vehicle under passing situationShohei KITAZAWA^{*1}, Masashi YAMAGUCHI^{*2} and Tetsuya KANEKO^{*3}^{*1} Institute of Education, Osaka Sangyo University
3-1-1 Nakagaito, Daito-shi, Osaka 574-8530, Japan^{*2} Graduate School, Osaka Sangyo University
3-1-1 Nakagaito, Daito-shi, Osaka 574-8530, Japan^{*3} Department of Mechanical Engineering, Osaka Sangyo University
3-1-1 Nakagaito, Daito-shi, Osaka 574-8530, Japan

Received: 30 March 2019; Revised: 7 August 2019; Accepted: 10 November 2019

Abstract

Automated driving vehicle technology is expected to solve several road traffic issues. Therefore, this technology has been receiving increased attention and several relevant experiments have been conducted. This paper describes the development and verification of target trajectory and speed control target calculation. The control target calculation system of the autonomous vehicle algorithm, which is the focus of this study, mimics an expert driver's direction and speed control in detail. The proposed algorithm consists of a driver model, which considers the risk potential, and vehicle dynamics model like a human driver. We think that a human driver drives under the influence of some obstacles and the oncoming vehicle on the road. And they change a driving action so that their risk is always kept low. At first we measured the traveling path and vehicle speed as a driving action of the human driver by the experiment in the real traffic condition. Next, we reproduced the driving action of the human driver by the proposed algorithm. The parameter of the risk potential driver model was estimated by the experiment results. In addition, we performed inspection by the simulation about calculated control target. As a result, it was confirmed that direction control and the vehicle speed control by proposed algorithm simulated the driving of the human driver in detail.

Keywords : Automated driving, Driver model, Risk potential, Vehicle dynamics, Control target calculation, Path planning, Speed control

1. 緒 言

近年の自動運転技術への期待は大きく高まっており、段階的に自動運転技術の導入が市販車へと進められている。ただし、これらは車線維持や速度制御に関する運転支援技術を統合制御したものであり、そこにはドライバの判断、監視の下で作動するという前提がある。一方、自動運転技術が最終的に目指す段階ではあらゆる交通場面においてシステムが車両を制御する必要がある。このときシステムが必要とする機能は車両の運動制御だけではなく、ドライバの役割のすべてを代替する必要がある。したがって自律走行車両システムの醸成にはヒューマンドライバの運転行動理解が不可欠であり、認知、判断、操作の各段階において運転動作を精度良くモデル化する必要がある。このうち操作の階層において、これまでレーンチェンジを対象として走行経路を多項式関数によって表現した例（米陀他，2016）や横加速度および横ジャークを制御目標として関数化した例（吉本他，2016）などがあり、熟練ドライバの運転動作を関数近似により表現したものが多い。また、速度制御については良好な

No.19-00145 [DOI:10.1299/transjsme.19-00145], J-STAGE Advance Publication date : 22 November, 2019

^{*1} 正員，大阪産業大学 全学教育機構（〒574-8530 大阪府大東市中垣内 3-1-1）^{*2} 学生員，大阪産業大学大学院 工学研究科^{*3} 正員，大阪産業大学 工学部

E-mail of corresponding author: kitazawa@edo.osaka-sandai.ac.jp

乗り心地を維持することを目的として前後加速度および前後ジャークの上限を考慮して制御を行う例（前田他，2016）がある．他方，その前段階としてドライバは運転中に交通規則を守りながら他の車両や歩行者などと協調し，安全を保っているが，車線区分を含むドライバ周辺の交通環境をリスクポテンシャルによって表現し，目標経路生成および車両誘導制御について検討した例（Reichardt and Shick, 1994, Rasekhipour et al., 2017, Snapper et al., 2018）や運転支援システムの設計に適用した例（Rossetter et al., 2004, 奥田他，2013）があり，リスクポテンシャルを用いたドライバモデルがヒューマンドライバの運転行動の表現に有効であることが示唆されている．我々もこれまで車両周辺状況から感受するリスク感覚に基づいた，自動運転車両の操舵および速度制御目標生成アルゴリズムについて検討を行い，車線減少による合流場面（北澤，金子，2016）および交差点での右折事象（北澤，金子，2017）を対象として検証を行ってきたが，一方で速度制御と方向制御を統合して検討した例は少ない．

本論文では，対向車などの交通要素を含む動的車両周辺環境から感受する危険感覚を操舵制御のみならず車速制御に拡張して適用し，一般道においてヒューマンドライバが周辺に注意を払いながら運転する交通場面を対象として，リスクポテンシャルモデルによる認知行動と車両運動力学モデルによる操作用出力までを考慮した，操舵および速度制御を詳細に模擬する制御目標生成アルゴリズムを提案した．また，一般道において計測したヒューマンドライバの運転行動と比較することにより，アルゴリズムの有効性について検証した．

2. アルゴリズムの概要

本研究で想定する自律走行車両システムを図1に示す．歩行者や他の交通を含む自車周辺の情報は車両に備える環境認識部およびV2X通信により位置，速度情報まで取得できるものとした．交通標識，車線位置および道路曲率などの道路情報は地図情報としてあらかじめ得られるものとし，これらの情報から自車の走行経路および車速について制御目標を算出し，車両制御部に出力する．また，自車位置は外部または自車のセンサおよび自車状態量から推定できることを前提とした．本研究の対象は図2に示す制御目標生成に関する部分であり，運転行動として車線維持走行を想定している．この場合において車線内外からの危険感覚を運転行動に反映させ，ヒューマンドライバの運転行動を模擬した．車線内の障害物や他車両などの周辺交通環境から感受する危険感覚をリスクポテンシャルにより表現し，前方注視モデルおよび車両運動力学モデルによって自車の誘導制御目標経路を生成した．さらに，生成された目標経路上の危険感覚を基に加減速行動を決定した．一般に速度制御と方向制御は

Fig.1 The control system of the autonomous vehicle of this study is constructed by some departments. Using information from the environmental perception department and external infrastructure, the system performs driving action decision and the control targets calculation. The signal of the control targets is output to a controller. The target of this paper is a part about the control target calculation.

Fig.2 The department of control target calculation is consisting of risk potential driver model, multiple preview points driver model and vehicle dynamics model. The risk potential map was generated by composing risk potentials. The control steering angle was calculated using the deviation of the risk potential values from right and left of the risk potential map. Quantities of vehicle state and the target path were calculated by applying the steering angle to the vehicle dynamics model. In addition, the vehicle speed control target was calculated using the risk potential value on the target path.

連携して行われる。本アルゴリズムにおいては周辺の交通環境情報からリスクを予見して必要に応じた加減速行動を行い、次いでその結果を反映したリスクポテンシャルを基に操舵行動を行うよう設計した。その詳細について次節以降で述べる。緊急回避行動や急制動が必要となるような周辺環境の急激な変化が検出された場合には、車線維持走行から障害物回避・急制動へと運転行動を変化させることを想定した。そのため、本論文で対象とする運転行動領域においてタイヤ力は十分に確保されているものとし、速度制御と方向制御について統合したアルゴリズムから制御目標を算出し、制御対象へ独立してそれぞれ出力した。

2・1 操舵制御目標生成アルゴリズム

操舵制御目標生成アルゴリズムは、周辺交通環境から感受する危険感覚を表現するリスクポテンシャルモデルと前方注視モデルを融合したドライバモデルと車両運動力学モデルによって構成し、車両誘導制御のための操舵量、誘導目標経路および車両状態量を算出する（金子，2016）。

ドライバは自車が他車両を含む周辺環境から受ける危険感覚を小さく留めるよう運転するという前提に基づき、図3に示すように自車周辺の交通要素である道路側壁や車線、走行路上の物体から受けるリスク R について前後、左右方向の危険感を指数関数により式(1)および式(2)のように定義した。

Fig.3 The risk potential of each object was defined to show it in the figure. The risk feeling to receive from each obstacle on the road was defined by an exponential function. This risk feeling changed with relative velocity between ego vehicle and each obstacle.

$$R_i = C_i \cdot e^{-\frac{x_i}{\tau_i}} \quad (1)$$

$$\tau_i = C_{\tau 0i} + C_{\tau 1i}(\mathbf{V}_1 - \mathbf{V}_2) \quad (2)$$

ここで C_i は障害物の大きさおよび感受する危険感覚の大きさを考慮したリスクポテンシャル関数のゲイン, x_i は自車と障害物との相対距離, τ_i は自車と各交通要素の相対速度ベクトルの関数として定義したリスクポテンシャル傾きを示すパラメータであり, $C_{\tau 0}$ および $C_{\tau 1}$ は危険感覚に関する定数, $\mathbf{V}_1$ および $\mathbf{V}_2$ は自車および他車の速度ベクトルである. 自車周辺に検出された交通要素それぞれのリスクポテンシャルを合成することにより図4のようにリスクポテンシャルマップを生成した. リスクポテンシャルマップは周辺環境の情報更新により, 随時生成されるものとした.

操舵角の算出には図5に示す前方多点注視二次予測ドライバモデルを用いた. 予見時間 T_p 秒後の車両横方向の位置 y_p を式(3)により算出し, 周辺環境情報から予測される T_p 秒後の周辺環境のリスクポテンシャルマップの y_p

Fig.4 This figure is an example which an oncoming vehicle and utility poles existed on the road. The edges of a road where the ego vehicle cannot pass and the traffic division that the ego vehicle can pass were classified with the value gain of the risk C .

Fig.5 A human driver may change the look-ahead distance according to the operating conditions. Therefore, with the proposed driver model, the preview point is assumed based on a multiple preview points driver model. The steering angle was decided by the deviation ε of the risk level from right and left traffic objects.

地点における左右リスクレベルの偏差 ε を用いた。ここで、ヒューマンドライバは前方の一点の情報のみで操舵を行うわけではないと考えられることから、注視時間を複数設定した多点注視モデルを採用した。基本の予見時間を T_p とし、その前後 0.1(s)毎の各 5 点、計 11 点の偏差 ε_i に式(4)に示す正規分布関数による重み付けを行い、式(5)および式(6)に示すようにステアリングゲインを乗じて積分することにより操舵角 δ_{FF} を算出した。ただし、正規分布関数の標準偏差 σ は多点注視の範囲を $\pm 1\sigma$ とした。これによりリスクの最小点の不連続性を解消した。

$$y_{pi} = y_0 + v(\beta + \theta) \cdot T_{pi} + \frac{1}{2}(\dot{\beta} + r) \cdot v \cdot T_{pi}^2 \quad (3)$$

$$w(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x_{pi} - x_{p6})^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

$$\varepsilon_{ave} = \frac{1}{11} \sum_{i=1}^{11} w(x_i) \cdot \varepsilon_i \quad (5)$$

$$\delta_{FF} = \int K_s \cdot \varepsilon_{ave} dt \quad (6)$$

ここで、 y_0 は初期位置、 v は車速、 β は車体横すべり角、 r はヨー角速度である。得られた操舵角を用いて車両運動をシミュレートすることで、制御目標を計算した。図 6 に示す平面 2 自由度の車両運動力学モデルに指令舵角 δ_{FF} を代入し、式(7)および式(8)により車両状態量を算出し、現在の自車両位置を初期位置として道路座標に変換して数秒間の制御目標経路を制御目標値とした。

$$mv(\dot{\beta} + r) = -2K_f \left(\beta + \frac{l_f}{v} r - \delta_{FF} \right) - 2K_r \left(\beta - \frac{l_r}{v} r \right) \quad (7)$$

$$I\dot{r} = -2K_f l_f \left(\beta + \frac{l_f}{v} r - \delta_{FF} \right) + 2K_r l_r \left(\beta - \frac{l_r}{v} r \right) \quad (8)$$

これらの一連の処理を T_{update} 秒毎に演算することで操舵制御目標を算出した。

Fig.6 The vehicle dynamics model for control target calculation was expressed using two degrees of freedom. The steering angle calculated by the above mentioned driver model was substituted into the equation of motion, and the target path and target vehicle state were calculated by solving the equation of motion. The vehicle trajectory, steering angle, and other variables related to the vehicle states calculated by the vehicle dynamics model were output to the steering controller of the control target.

2・2 車速制御目標生成アルゴリズム

前述の操舵制御目標生成アルゴリズムによって得られた制御目標車両走行位置を用いて、車速制御目標を算出する。一般的に車速制御は操舵制御よりも先行して行われることから操舵制御に用いた予見時間 T_p とは異なる車速制御の予見時間 T_{px} を考え、図 7(a) に示すように周辺環境情報から予測される T_{px} 秒後の周辺環境のリスクポテンシャルマップにおける自車の制御目標走行位置のリスク値 R_{road} を算出した。同時に図 7(b) に示すように自

Fig.7 The figure (a) shows a reference position of risk potential map for speed control. In the predicted risk potential map after preview time for speed control T_{px} , the risk level on the control target path was calculated. This risk level was the risk value R_{road} . The ego vehicle was received the risk feel $R_{forward}$ from the rear and advanced forward as shown in figure (b). The speed was controlled by the deviation ε_x of the road risk and the progression risk after the T_{px} second.

車には「その場に留まるリスク」 $R_{forward}$ が後方 $L_{forward}$ 位置より働くと考え(北澤, 金子, 2017), 式(9)および式(10)のように定義した.

$$R_{forward} = C_{forward} \cdot e^{\frac{L_{forward}}{\tau_{forward}}} \quad (9)$$

$$\tau_{forward} = C_{\tau_{forward}0} + C_{\tau_{forward}1} \cdot \frac{v_{target}}{v} \quad (10)$$

ここで $C_{forward}$ は自車を進行させるリスクポテンシャルのゲイン, $C_{forward0}$, $C_{forward1}$ は進行リスクポテンシャルの傾きに関する定数, v は自車速度, v_{target} は自車が目標とする速度である. これにより, T_{px} 秒後の自車位置における進行リスクポテンシャル $R_{forward}$ を決定し, 自車の制御誘導経路上のリスクポテンシャル R_{road} との偏差 ε_x を式(11)により算出し, その絶対値が一定の値より大きい場合に式(12)のようにそれらを積分し加減速ゲイン K_{vx} を乗じて速度の変化 v' を求めた.

$$\varepsilon_x = R_{forward} - R_{road} \quad (11)$$

$$v' = K_{vx} \int \varepsilon_x dt \quad (12)$$

これを式(13)に示すようにラプラス変換して前後方向の車両運動応答を考慮した一次遅れ系とし, 自車速度に加算することにより制御目標速度とした.

$$V_i(s) = V_0 + \frac{1}{1 + T_{vx}} \cdot v'(s) \quad (13)$$

ここで V_i は制御目標速度, V_0 は制御目標生成時の自車速度, T_{vx} は一次遅れ系の時定数である. 操舵制御目標が更新される毎に, 参照する T_{px} 秒後の自車位置のリスク値 R_{road} も更新されるため, 制御目標速度も併せて更新される. これらにより算出された制御目標を車両の運転制御系に出力し, 後述する誘導制御をおこなった.

3. アルゴリズムの検証実験

3・1 ヒューマンドライバの運転行動計測

本アルゴリズムによってヒューマンドライバの運転行動が再現出来ることを検証するため, 実交通下でのヒューマンドライバの運転行動を計測し, その運転行動のアルゴリズムによる再現を行った. 通常ヒューマンドライバは多種多様な環境下において, 柔軟に運転行動を変化させることにより高い安全を確保している. ここではそ

れがより顕著に表れる条件として、日本に多く存在する走行環境である図 8(a), (b)のように狭い道路幅の中に障害物が存在し、かつ対向車とのすれ違いが発生する場面での運転行動を計測した。ドライバは運転免許保有の成人男性1名であり、安全に十分配慮して運転することのみを指示し、車速や対向車とのすれ違い位置など自由とした。実験車両は小型乗用車であり、GPS 速度センサ、ヨーレイトセンサおよびLiDAR を搭載し、自車の車速、ヨーレイト、自車周辺のポイントクラウドデータから自車および周辺障害物の位置を算出した。なお実験の遂行にあたっては事前に著者の所属機関である大阪産業大学 研究倫理審査委員会において審査を受け、許可を得て実施した（申請番号 2017-人倫-011）。

ヒューマンドライバによる実走行により得られたポイントクラウドデータからマップマッチングを行い、算出した走行軌跡の一部を図 8(c)に示す。また、このときの自車走行軌跡と車速の時系列データを図 9 に示す。6 秒付近および 14 秒付近で車線左側の障害物を右に大きく回避して走行しており、また、その間車線の中央よりもや

Fig.8 Experimental condition was the two narrow traffic lane roads and some obstacles on the road as shown in (a). The object on the road including the oncoming car was measured by LiDAR as shown in (b). The trajectory of the ego vehicle was calculated by the map matching using the pointcloud data as shown in (c).

Fig.9 This figure is the result of traveling path and vehicle speed which were measured by the experiment. It is thought that the human driver drove under the influence of some utility poles in a traffic lane and the oncoming vehicle outside of traffic division. In addition, it was observed that the ego vehicle slowed down when the ego vehicle passed the oncoming vehicle.

やセンターライン側を走行していたことから、左側からの危険感をより大きく感受していたことが推察される。15 秒付近より対向車とすれ違うための減速行動を行い、18 秒付近で一旦は左に寄せて対向車とすれ違い、その後 20 秒付近で障害物を避けるために再度右に寄り走行したことがわかる。このように複数の障害物が存在する狭い車線幅の道路においては、自車の安全を確保するために必要に応じて減速し、自車周辺の障害物や対向車との距離を適切に確保して走行した結果が得られた。

3・2 アルゴリズムによる運転行動の再現

実走行実験により得られた結果を元に、ヒューマンドライバによる走行軌跡および車速制御をアルゴリズムにより再現した。再現に用いたシミュレーションシナリオを図 10 に示す。実走行実験によって得られた地図情報から車線上の障害物位置を求めた。また、対向車は自車とのすれ違い時の速度 30(km/h)一定で走行していたものとし、実験時のすれ違い位置から初期位置を算出した。制御目標生成アルゴリズムに内蔵される車両運動力学モデルに用いた諸元は、表 1 に示す走行実験を行った小型乗用車の諸元を用いた。リスクポテンシャルゲイン C_i は道路側壁や障害物など接触することが許されない状況を最大危険度として正規化した。本検証では道路側壁のリスクポテンシャルゲイン $C_{wall}=1.0$ 、車線区分のリスクポテンシャルゲイン $C_{lane}=0.2$ 、道路上の障害物は外周部のリスクが 1.0 となる値とした。リスクポテンシャルパラメータ τ_i および操舵・加減速ゲインは実験結果を再現するよう手動で調整を行った。制御目標生成アルゴリズムに用いた予見時間について、検証を行う走行シナリオは比較的低速であり、頻繁に操舵行動を行うことを考慮し $T_p=1.3(s)$ とした。速度制御に用いた予見時間 T_{px} は実車走行実験で得られた速度制御の結果と前述のリスクポテンシャルパラメータの値を用いて同定を行い $T_{px}=2.3(s)$ とした。これは、車速制御は操舵制御に先行して行われる一般的な知見に合致するものである。なお、アルゴリズムにより算出される制御目標の更新周期は $T_{update}=0.5(s)$ とした。

Fig.10 The driving experiment result was simulated in detail by simulation. The obstacles' position information was calculated from the point-cloud data. Oncoming vehicle V1 ran its traffic division center at constant speed 30km/h. Ego vehicle V0 simulated the traveling path and the speed that were obtained by a driving experiment by proposed algorithm.

Table1 Specifications of vehicle in simulation.

	Quantity	Unit
Mass	1833	kg
Length	4445	m
Width	1770	m
Length from CG to front axle	1112	m
Length from CG to rear axle	1588	m
Yaw moment of inertia	3236.8	kg·m ²

図 11 に制御目標生成アルゴリズムにより生成されたリスクポテンシャルマップとリスクの最小点, および T_{update} 毎に算出される制御目標経路を示す. (a)~(d)はそれぞれシミュレーションシナリオの初期位置から 6 秒後, 8 秒後, 17 秒後および 20 秒後の計算例である. 自車の走行車線左側の障害物および対向車線を走行する車両から感受する危険感覚は速度の関数であるため, 自車速度が低下していた(c)および(d)ではリスクの最小点が図の上側に移動し, すれ違いの場合などには側壁側に寄るよう制御目標を生成することができる. また対向車から感受する危険感覚は, 車線幅が狭い場合には自車の走行車線まで影響を与えている. リスクポテンシャルマップの最小点は図に示されるように不連続となるが, 式(3)~式(8)により得られた各車両状態量から算出される制御目標経路は T_{update} 毎にその時点の自車位置から車両運動を考慮して生成されるため, 追従可能な滑らかな制御目標が得られる. 図中の制御目標経路は更新時点から 3 秒分を示しており, T_{update} 以降の目標経路は次の更新により破棄されるが, 車速制御アルゴリズムにおける R_{road} の算出に用いられる. 自車周辺の状況が変化した場合には T_{update} 毎に自車の現在位置から新たな制御目標が生成されるため, 周辺環境の動的変化に対応することができる. また, 自車が将来走行する経路上のリスクを予測して算出することが出来ることから, 自律走行車両システムの要素技術である運転行動意思決定に対して有用な出力情報として利用することが可能である.

3・3 シミュレーションによる検証

制御目標生成アルゴリズムによって算出した目標走行位置, 制御目標速度, 制御目標操舵角についてシミュレーションにより検証した. シミュレーション解析には Mechanical Simulation 社製, 車両運動シミュレーションソフト CarSim の多自由度運動力学モデルを用いた. 誘導制御を適用した車両運動モデルはシミュレーションソフトの小型乗用車モデルを用い, 基本諸元は表 1 に示す実験車両および制御目標生成アルゴリズムに用いた諸元と

Fig.11 Risk potential map (upper) and control target path (lower) calculated by proposed algorithm were shown in these figures. Each figure represents them after 6 seconds(a), 8 seconds(b), 17 seconds(c) and 20 seconds(d) from the simulation start. As an example, the control target path displayed for three seconds. The line of the minimum risk potential was discontinuous, but the control target path was calculated like a smooth curve. And it was confirmed that the control target path was positioned near the low-risk line.

同一とした．多自由度シミュレーションモデルは実車に相当するが，CarSim のシミュレーションモデルとアルゴリズムに内蔵された運動力学モデルにはモデル誤差が存在する．そのため，操舵制御目標に対する操舵制御出力 δ には式(14)に示す PID 制御を用いた．

$$\delta = \delta_{FF} + K_{PID} \left(\frac{1}{s} + T_{PID} + \frac{1}{2} \cdot T_{PID} \cdot s \right) \cdot (Y_f - Y_t) \quad (14)$$

ここで δ_{FF} はアルゴリズムにより算出される操舵角， Y_t を自車前軸通過位置での制御目標横位置， Y_f を前軸中心位置とし，車両重心より前方に位置する制御入力位置での偏差を PID 制御則により修正操舵角として加算することで車両応答の安定を図った． K_{PID} はフィードバックゲイン， T_{PID} は PID 制御における予見時間である．また，速度制御についても同様に，アルゴリズムにより算出した速度パターンを制御目標速度 v_t と自車速度との偏差から PID 制御則により制御した．

誘導制御結果を図 12 に示す．走行実験により得られた走行位置および車速に対して，非常に近い制御目標が算出されていることがわかる．また，制御目標生成アルゴリズムから出力されたフィードフォワード舵角に対してフィードバック舵角は非常に小さいにも関わらず，高精度に制御目標走行位置に誘導制御されていることから，車両運動が十分に考慮された制御目標が出力されていることがわかる．同時に車速についても実験走行と同じ特徴を持った減速行動が行われており，周辺の環境変化に対してヒューマンドライバをよく模擬した加減速制御が行われたことがわかる．この結果から，本アルゴリズムにより操舵制御および速度制御について，ヒューマンドライバの運転行動に対して高精度に模擬する制御目標を算出することができ，また誘導制御により追従制御を行うことが出来ることが確認された．

Fig.12 This figure shows the comparison of the traveling path and the vehicle speed between control target and simulation result. The control target that simulated the driving action of the human driver was able to be formed by coordinating a parameter appropriately. By a little feedback about the steering angle, the simulation model was able to follow the calculated control target path. About the vehicle speed control, the control target that simulated the driving action of the human driver was calculated in detail.

4. 結 言

自律走行車両が他の交通と混在する近い将来を想定し、車速、操舵の制御を要する市街地でのすれ違いや障害物回避に着目し、リスクポテンシャルモデルの考え方を適用した制御目標生成手法について述べ、その有効性について実走行により得られた結果と比較することにより検証を行った。また、多自由度シミュレーションを用いて制御目標追従の有効性について検証を行なった。その結果、ヒューマンドライバがそうであるように、自車周辺の危険感覚の高まりに対して適切な目標走行経路、操舵制御目標および減速制御目標がアルゴリズムによって生成されることが確認できた。また、多自由度シミュレーションにより単純な誘導制御によって高精度に追従可能であることが検証できた。特に、対向車などの自車線の外側に存在する障害物からの危険感覚がヒューマンドライバの運転行動同様に反映されていることが確認された。この結果から、本アルゴリズムを自動運転車両に適用することにより、他の交通から見たとき違和感の小さい、周辺交通との調和が保たれる自動運転車両の走行が実現可能であると考えられる。

今後、多様なヒューマンドライバの運転行動を基にリスクポテンシャルパラメータの決定手法の開発を行い、本アルゴリズムの適用を拡大する。またすでに述べた自車の将来リスクを用いた運転行動意思決定アルゴリズムの開発を行う。

文 献

- 金子 哲也, 運転者特性を考慮した自律走行車両のためのドライバモデル, 自動車技術, Vol.70, No.4 (2016), pp.78-84.
- 北澤 章平, 金子 哲也, 周辺交通との相互調和を考慮した自律走行車両の制御目標生成に関する研究 (第2報) -リスクポテンシャルおよび車両運動力学モデルを用いた加減速を伴う制御目標生成-, 2016 年秋季大会学術講演会講演予稿集, No.142-16 (2016), pp.1116-1121.
- 北澤 章平, 金子 哲也, 市街地での交通流の調和を考慮した自律走行車両の制御目標生成, 2017 年春季大会学術講演会講演予稿集, No.5-17 (2017), pp.150-153.
- 前田 健太, 児島 隆生, 横山 篤, 市街地での自動運転に向けた速度制御手法の開発, 自動車技術会論文集, Vol.47 No.4 (2016), pp.955-960.
- 奥田 裕之, 能登 紀泰, 田崎 勇一, 鈴木 達也, 個人適合型ポテンシャル法に基づく障害物回避アシスト制御, 自動車技術会論文集, Vol.44 No.3 (2016), pp.895-901.
- Rasekhipour, Y., Khajepour, A., Chen, S.-K. and Litkouhi, B., A potential-field-based model predictive path planning controller for autonomous road vehicles, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.18, No.5 (2017), pp.1255-1267.
- Reichardt, D. and Shick, J., Collision avoidance in dynamic environments applied to autonomous vehicle guidance on the motorway, Proceedings of the Intelligent Vehicles '94 Symposium (1994), pp.74-78.
- Rossetter, E. J., Switkes, J. P. and Gerdes, J. C., Experimental validation of the potential field lanekeeping system, International Journal of Automotive Technology, Vol. 5, No. 2 (2004), pp. 95-108.
- Snapper, E., Hellendoorn, H., Semsar-Kazerooni, E. and Alirezaei, M., Unified path planning and control for autonomous vehicles using artificial potential fields and model predictive control, Proceedings of the 14th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC'18) (2018).
- 米陀 佳祐, 三田 誠一, ヤン チェンシー, ドー コク フィ, テヘラニ ホセイン, 自動運転システム用のレーンチェンジ経路計画, 自動車技術会論文集, Vol.47 No.1 (2016), pp.165-170.
- 吉本 達也, 深尾 隆則, 横小路 泰義, 伊能 寛, ドライバの操作特性を考慮した動的環境下におけるレーンチェンジ経路生成法, 自動車技術会論文集, Vol.47 No.2 (2016), pp.633-638.

References

- Kaneko, T., Driver model for the autonomous vehicle in consideration of driver characteristics, Journal of Society of Automotive Engineers of Japan, Vol.70, No.4 (2016), pp.78-84 (in Japanese).
- Kitazawa, S. and Kaneko, T., Study on control target calculation of the autonomous vehicle in consideration of the mutual accordance with other mobility in general traffic (second report), JSAE Annual Congress (Autumn) Proceedings, No.142-

16 (2016), pp.1116-1121 (in Japanese).

- Kitazawa, S. and Kaneko, T., Control target calculation for autonomous vehicle to keep traffic harmony in urban area, JSAE Annual Congress (Spring) Proceedings, No.5-17 (2017), pp.150-153 (in Japanese).
- Maeda, K., Kojima, T. and Yokoyama, A., Development of velocity control method for automated driving in city area, Transactions of Society of Automotive Engineers of Japan, Vol.47, No.4 (2016), pp. 955-960 (in Japanese).
- Okuda, H., Noto, N., Tazaki, Y. and Suzuki, T., Identification of personalized potential field and its application to obstacle avoidance assisting control, Transactions of Society of Automotive Engineers of Japan, Vol.44, No.3 (2013), pp.895-901 (in Japanese).
- Rasekhipour, Y., Khajepour, A., Chen, S.-K. and Litkouhi, B., A potential-field-based model predictive path planning controller for autonomous road vehicles, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.18, No.5 (2017), pp.1255–1267.
- Reichardt, D. and Shick, J., Collision avoidance in dynamic environments applied to autonomous vehicle guidance on the motorway, Proceedings of the Intelligent Vehicles '94 Symposium (1994), pp.74-78.
- Rossetter, E. J., Switkes, J. P. and Gerdes, J. C., Experimental validation of the potential field lanekeeping system, International Journal of Automotive Technology, Vol. 5, No. 2 (2004), pp. 95-108.
- Snapper, E., Hellendoorn, H., Semsar-Kazerooni, E. and Alirezai, M., Unified path planning and control for autonomous vehicles using artificial potential fields and model predictive control, Proceedings of the 14th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC'18)(2018).
- Yoneda, K., Mita, S., Yang, C., Do, Q. H., Teherani, H., Egawa, M. and Muto, K., Lane change behavior planning for automated driving system in urban highway, Transactions of Society of Automotive Engineers of Japan, Vol.47, No.1 (2016), pp. 165-170 (in Japanese).
- Yoshimoto, T., Fukao, T., Yokokohji, Y. and Inou, H., Path generation of lane change in dynamic environments considering characteristics of driver's operation, Transactions of Society of Automotive Engineers of Japan, Vol.47, No.2 (2016), pp. 633-638 (in Japanese).