

カルマンフィルタを用いた動的障害物回避に対する リスクポテンシャル構築に関する研究

日大生産工(院) ○小林 祐人 日大生産工 景山 一郎

1. まえがき

近年、自動車事故は後を絶たず、その内第1当事者が自動車、第2当事者が自転車の事故は年間約7万件発生している⁽¹⁾。このような事故は交差点での出会い頭や交通整理の届いていない環境、特にセンターラインや歩道のない場所での事故が多い⁽²⁾⁽³⁾。交通事故分析センター(ITARDA)の自己解析事例を見ると、ドライバが前方にいる自転車を認識していたにもかかわらず事故が発生している事例がある。これらの事故要因として、ドライバが前方の障害物を認識し、その障害物の行動予測を行ったとしても、障害物がそれとは異なった不規則な動きをことにより、ドライバの回避行動が遅れ、衝突したことが挙げられる。その他にも国内外問わず、より不規則に動く動物等の衝突事故も挙げられる。そこでこのようなドライバの回避行動遅れ等の支援を行うことが非常に重要である。

このような問題を解決するにあたり、自動運転システムや緊急ブレーキシステムなどの先進運転支援システム(ADAS)の研究が盛んにおこなわれている。これらのシステムではドライバの運転行動を表現したドライバモデルを用いてシステムを構築することが多く、特に目標コース決定過程として潜在リスクの予測が行えるとしてリスクポテンシャルやポテンシャルフィールド法を用いた制御が有効であると考えられている⁽⁴⁾。本研究では景山が提案した人間の危険感覚を指数関数で表現した一連のアルゴリズム⁽⁴⁾をリスクポテンシャル(以下、RP)と定義する。このRPを用いたドライバモデルは実際のドライバの運転行動を良く表現する結果が得られている。また、ポンサトーンが提案したドライバモデル⁽⁵⁾のように障害物に対してRPを定義することで、より複雑な環境での制御が可能となり、この研究では静止状態の障害物に対してRPを障害物中心に指数関数を用いて定義をしている。一方で金子らは障害物の前後横方向の側面に対して指数関数を

用いてそれぞれRPを定義している⁽⁶⁾。このモデルでは動的障害物に対して、障害物の相対関係をRPに組み込み、ドライバの回避行動を表現する結果が得られている。

本研究では不規則に動く動的障害物に対応したRPの構築を目的とし、障害物のダイナミクスを考慮したリスクポテンシャルのアルゴリズム構築を行う。障害物の行動予測としてカルマンフィルタを用いた検討を行う。尚、本研究では障害物の対象を自転車とする。

2. リスクポテンシャルモデル

著者らは車両運動限界時における緊急回避時の運転行動を表現したドライバモデルの構築を行った⁽⁷⁾。障害物の飛び出しを想定した実験からコース環境に対してRPを定義し、それを用いた横方向制御アルゴリズムの構築を行った。このモデルでは仮想障害物の回避モデルとなるため、本研究では実際の障害物の回避行動から障害物に対してRPを定義し、モデルの構築を行う。

今回構築するドライバモデルを図1に示す。フィードフォワード制御では前方のコース環境に加え、障害物の情報を入力としてRPから目標コースを生成する。その目標コースの曲率 ρ からフィードフォワードにおける操舵角を算出する。フィードバック制御では自車の車両情報から将来位置を算出し、その位置におけるRPの差 ε_{RP} をエラーとして扱い、そのエラーを無くすような修正操舵角を算出する。このRPの差 ε_{RP} を計算する際はコース環境と障害物の情報を用いて算出する。それぞれの制御則における操舵角の算出式を式(1)に示す。本研究ではRP要素として車線内を逸脱しないためのコースRPと障害物に対するRPの2つを定義した。それぞれの算出式は式(2)、(3)となる。 A がリスクレベルとなり、RP 関数のゲインにあたる。指数関数の立ち上がりを示したものが緩和長 L となり、時間領域における時定数に相当する値である。人間の主観的な危険意識に係るた

The Construction of Risk Potential
at Obstacle Avoidance for Dynamic Subject using Kalman Filter

Yuto KOBAYASHI and Ichiro KAGEYAMA

め、本来は対応する人間の対象物に対する危険感覚に依存する．また、 Y_L 、 Y_R 、 Y_{obs} は左右それぞれのコース路端の座標及び障害物側面中央の位置となる． Y が横位置となり、この式の入力となる．式(2)にはコース左右それぞれに対するパラメータを定義し、これを図示したものを図2 に示す．また、この3つのRPを用いて直線道路に対して障害物がいた際のRPマップを図3に示す．

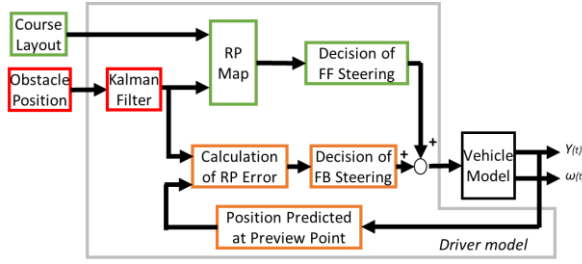


Fig.1 Risk Potential Driver Model

$$\delta_{FF} = K_{FF} \times \rho, \quad \delta_{FB} = K_{FB} \times \varepsilon_{RP} \quad (1)$$

$$R_{LC} = A_c \times e^{\left\{ \frac{1}{L_c} (Y - Y_L) \right\}} \quad (2)$$

$$R_{RC} = A_c \times e^{\left\{ -\frac{1}{L_c} (Y - Y_R) \right\}}$$

$$R_{obs} = A_{obs} \times e^{\left\{ \pm \frac{1}{L_{obs}} (Y - Y_{obs}) \right\}} \quad (3)$$

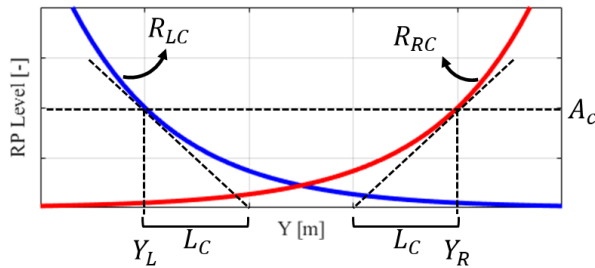


Fig.2 RP of Course Environment

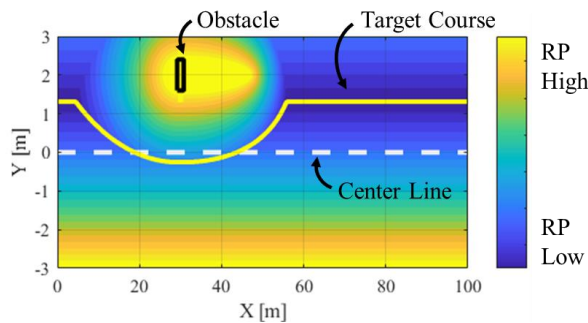


Fig.3 Risk Potential Map (RP Map)

ドライバモデルでは図3に示すRPの一番低い位置を目標コースとして、その曲率 ρ を計算し、その値にゲイン K_{FF} を乗じたものがフィードフォワード制御における操舵角として出力される．また、フィードバック制御では将来位置におけるRPの差 ε_{RP} として図2に示すような左右のコースRPと障害物のRPを考慮して計算を行う．それにゲイン K_{FB} を乗じたものが修正操舵角として出力される．

3. カルマンフィルタを用いた状態推定

上記のアルゴリズムを用いた静的障害物回避ドライバモデルでは実際のドライバの運転行動を良く表現する結果を報告した⁽⁸⁾．しかしながら、動的障害物に対するモデルの表現では静的障害物におけるアルゴリズムでは表現が困難であるため、障害物の情報をRP内に組み込む必要がある．そこで、まず初めに障害物の状態推定を行う必要がある．本研究では対象のダイナミクスを考慮して状態推定及び予測を行うカルマンフィルタ⁽⁹⁾を用いる．カルマンフィルタは式(4)に示す状態方程式と式(5)に示す観測方程式を用いて式(6)を最小化する状態推定値 $\hat{x}$ を計算していくことで対象の状態推定を行う．

$$\dot{x} = Ax + Bu + Gv \quad (4)$$

$$y = Cx + Du + Hv + w \quad (5)$$

$$P = E[(x - \hat{x})(x - \hat{x})^T] \quad (6)$$

但し、

x : 状態ベクトル
 u : 入力ベクトル
 y : 観測データ

v : プロセスノイズ
 w : 観測ノイズ

カルマンフィルタでは対象の状態方程式と観測方程式を用いて状態推定を行うため、初めに状態方程式を構築した．本研究では障害物の対象を自転車としていることから自転車の運動方程式から構築を行った．自転車の運動方程式はMeijaardらが提案した式(7)に示す線形の運動方程式を用いる⁽¹⁰⁾．この式の入力が操舵トルクとロール角トルクとなっており、前者はライダーが操舵を行った際の舵角保持を表しており、後者はライダーの姿勢変化や直立時の安定性に於いて、姿勢を保つためのロール角トルクとなる．また、 X_p, Y_p は自転車後輪接地点における座標となる．式(7)における M 、 C_1 、 K_0 、 K_2 は自転車の諸元から得られるパラメータとなり、本研究では提案された論文内の参考値を用いて計算を行うものとする．

$$\begin{aligned}
M \begin{bmatrix} \ddot{\phi} \\ \ddot{\delta} \end{bmatrix} + v C_1 \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\delta} \end{bmatrix} + [gK_0 + v^2 K_2] \begin{bmatrix} \phi \\ \delta \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} T_\phi \\ T_\delta \end{bmatrix} \\
\dot{\psi} &= \frac{v\delta + c\dot{\delta}}{l_w} \cos \lambda \\
\ddot{\psi} &= \frac{v\dot{\delta} + c\ddot{\delta}}{l_w} \cos \lambda \\
\dot{X}_p &= v \cos \psi, \quad \dot{Y}_p = v \sin \psi \\
\ddot{Y}_p &= \frac{v^2 \delta + v c \ddot{\delta}}{l_w} \cos \lambda
\end{aligned} \tag{7}$$

但し,

$\ddot{\phi}$: ロール角加速度	$\ddot{\delta}$: 操舵角加速度
$\dot{\phi}$: ロールレイト	$\dot{\delta}$: 操舵角速度
ϕ : ロール角	δ : 操舵角
$\ddot{\psi}$: ヨー角加速度	v : 車速
$\dot{\psi}$: ヨーレイト	c : トレイル
ψ : ヨー角	l_w : ホイールベース
$\dot{X}_p$: 前後方向速度	λ : キャスター角
$\dot{Y}_p$: 横方向速度	T_ϕ : ロール角トルク
$\ddot{Y}_p$: 横方向加速度	T_δ : 操舵トルク

式(7)を用いて状態方程式を構築する. 状態推定を行う際, 対象物を観測した際に得られるデータは障害物の位置座標のみとする. つまり, 観測方程式の $\mathbf{y}$ がベクトルとなる. しかしながら, 自転車の操舵角を入力ベクトルもしくは観測データに入れる必要がある. 一般的に自動車などの状態推定では自車の操舵角がセンサ等により取得可能な環境にあることから入力ベクトルに入れることが多い. 一方で自転車等の障害物では位置座標に関してはADASでも用いられているようなセンサ等により取得が可能であるが, 相手の操舵角までは取得することができない. そこで, 自転車の幾何学的な考えから操舵角を算出し, それを観測データに入れる. 算出方法は自転車の走行軌跡から算出する. 自転車は車速が低いこと, また自動車のように平面2輪モデルで考慮する際の横すべりが非常に小さいことから, 舵角とホイールベースから曲率の関係を式(8)のように表現することができる. また, 走行軌跡3点の座標を取得すれば, 式(9)から曲率を算出することができるため, 結果として自転車の操舵角を算出することができる

以上から, 状態ベクトルと入力ベクトル, 観測データを式(10)のように定義する. また, 式(7)の運動方程式に対して状態方程式の形で表す必要がある. それぞれ式を展開し, 式(4)の形で表した際のそれぞれのパラメータ $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{G}$ を式(11)に示す.

$$\delta = \tan^{-1} \frac{l_w}{R} \tag{8}$$

$$\begin{aligned}
(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 &= R^2 \\
\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{9}$$

但し,

$$\begin{aligned}
a_{11} &= 2(x_1 - x_2), a_{21} = 2(y_1 - y_2) \\
a_{21} &= 2(x_2 - x_3), a_{22} = 2(y_2 - y_3) \\
b_1 &= x_1^2 - x_2^2 + y_1^2 - y_2^2 \\
b_2 &= x_2^2 - x_3^2 + y_2^2 - y_3^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{x} &= [\dot{\phi} \quad \phi \quad \dot{\delta} \quad \delta \quad \psi \quad X_p \quad Y_p \quad \dot{Y}]^T \\
\mathbf{u} &= [v] \\
\mathbf{y} &= [\delta \quad X_p \quad Y_p]^T
\end{aligned} \tag{10}$$

4. 結果

本研究では観測ノイズはないものとし, プロセスノイズは式(7)に示す運動方程式の右辺の入力項, 操舵トルクとロール角トルクとして状態推定を行った. 自転車モデルをSimulinkを用いて構築し, 出力される座標を用いて状態推定を行った結果を図4に示す.

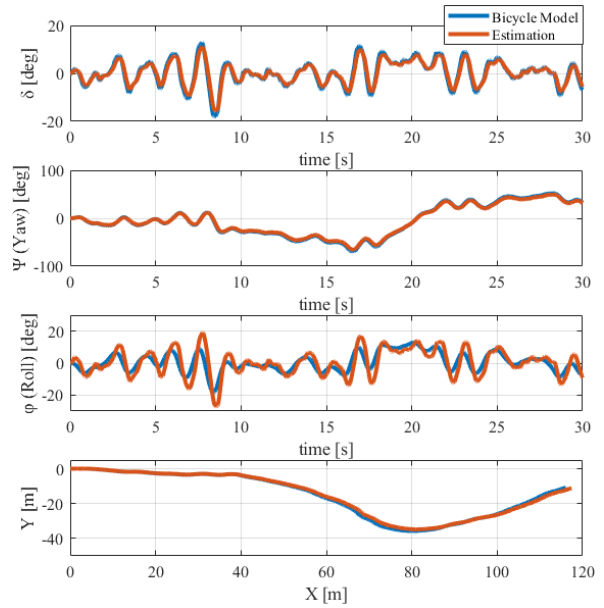


Fig.4 Estimation Result

結果として自転車モデルから出力される状態量を表現することができ, 座標情報から自転車の状態推定を行えることが示唆された. 今後は実際の自転車の走行データを計測し, そのデータを用いてカルマンフィルタ内のパラメータの推定及びアルゴリズムの構築が必要となる.

$$\begin{aligned}
\mathbf{A} &= \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 & a_{24} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_{42} & 0 & a_{44} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{c}{l_w} \cos \lambda & \frac{v}{l_w} \cos \lambda & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{cv}{l_w} \cos \lambda & \frac{v^2}{l_w} \cos \lambda & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
\mathbf{G} &= [g_{11} + g_{12} \quad g_{21} + g_{22} \quad g_{31} + g_{32} \quad g_{41} + g_{42} \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]^T \\
\mathbf{B} &= [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \cos \psi \quad \sin \psi \quad 0]^T \\
\mathbf{C} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{11}$$

但し,

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} a_{11} & a_{13} \\ a_{31} & a_{33} \end{bmatrix} &= -v\mathbf{M}^{-1}\mathbf{C}_1 & \begin{bmatrix} a_{22} & a_{24} \\ a_{42} & a_{44} \end{bmatrix} &= -\frac{g}{v}\mathbf{C}_1^{-1}\mathbf{K}_0 - v\mathbf{C}_1^{-1}\mathbf{K}_2 \\
\begin{bmatrix} a_{12} & a_{14} \\ a_{32} & a_{34} \end{bmatrix} &= -g\mathbf{M}^{-1}\mathbf{K}_0 - v^2\mathbf{M}^{-1}\mathbf{K}_2 & \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{31} & g_{32} \end{bmatrix} &= \mathbf{M}^{-1}, \quad \begin{bmatrix} g_{21} & g_{22} \\ g_{41} & g_{42} \end{bmatrix} = \frac{1}{v}\mathbf{C}_1^{-1}
\end{aligned}$$

5. まとめ

本研究では不規則に動く動的障害物に対応したRPの構築を目的とし、障害物のダイナミクスを考慮したリスクポテンシャルのアルゴリズム構築のため、障害物の状態推定及び予測としてカルマンフィルタを用いた検討を行った。結果としてシミュレーション内での状態推定が可能であるという結果が得られた。一方で、実際の自転車のデータを用いての解析が出来ていないことから、今後は実際の自転車のGPSデータを入力とし、カルマンフィルタから出力されるデータと実際の車両情報とを比較し、カルマンフィルタ内におけるパラメータ及びそのアルゴリズムの構築が必要となる。そしてその状態量を用いたRPの構築を行っていく。

参考文献

- 1) 警察庁：平成 29 年中の交通事故の発生状況
- 2) 山口郎：四輪車対自転車の追突事故, (財)交通事故総合分析センター, イタルダインプォメーション 125, (2018)
- 3) 高橋昭夫：自転車と四輪車の出会い頭, (財)交通事故総合分析センター, イタルダインプォメーション 122, (2017)
- 4) 景山一郎：前方視野の危険感を用いたドライバモデルについて, 自動車技術会論文集, Vol.24, No.2, pp.81-87 (1993)
- 5) ポンサトーン・ラクシンチャラーンサク：リスクポテンシャル予測による自動車の障害物回避運動, 計測と制御, Vol.54, No.11, pp820-823 (2015)
- 6) 金子哲也ら：車両周辺環境変化に対応した危険感ポテンシャルと車両運動性能を考慮した自律走行のための制御目標生成, 自動車技術会論文集, Vol.44, No.2, pp759-764 (2013)
- 7) 小林祐人ら：車両運動限界領域におけるリスクポテンシャルを用いた緊急回避ドライバモデルに関する研究, 自動車技術会論文集, Vol.50, No.1, pp. 109-115 (2019)
- 8) 小林祐人ら：緊急回避時の動的障害物に対する動特性を考慮したリスクポテンシャル構築に関する研究, 自動車技術会 2019 年春季大会学術講演会予稿集, 168 (2019)
- 9) 足立修一, 丸田一郎：カルマンフィルタの基礎, 東京電機大学出版局, (2018)
- 10) J. P. Meijaard, Jim M. Papadopoulos, Andy Ruina, and A. L. Schwab : Linearized dynamics equations for the balance and steer of a bicycle: a benchmark and review , Proceedings of the Royal Society A, 463, pp1955-1982, (2007)