

移動障害物を考慮した軌道生成を可能とするリスクマップ

堀田勇樹^{†1} GABRIEL DANIEL^{†1} 稲葉龍^{†1} 児島隆生^{†1} 早瀬茂規^{†2}

概要: 市街地での自動運転では、複雑で多様な道路環境に柔軟に対応可能な軌道計画アルゴリズムが不可欠であり、自動車周辺における走行時のコスト値をマップ化したリスクマップを活用した手法が数多く提案されている。しかし、従来のリスクマップでは、障害物の移動による影響を正しくリスク評価できておらず、結果として不適切な軌道を生成し得るという課題がある。そこで本稿では、移動障害物との時間的な交錯関係を考慮した新しいリスク評価方式「時空間分布リスク評価方式」を適用したリスクマップを提案する。移動障害物の影響の考慮が必要な障害物追越のユースケースに対してシミュレーション評価を行い、移動体のリスクを適切に表現可能であることを確認するとともに、従来方式では困難だった軌道を生成可能である見込みを示した。

キーワード: 自動運転, リスクマップ, 軌道計画, 移動障害物

Risk Map Enabling Trajectory Generation Considering Moving Obstacles

YUKI HORITA^{†1} DANIEL GABRIEL^{†1} RYOH INABA^{†1}
TAKAO KOJIMA^{†1} SHIGENORI HAYASE^{†2}

Abstract: Automated driving in urban roads requires a trajectory planning algorithm adaptive to diverse and atypical road environments. Many of proposed algorithms are realized based on risk map around the ego vehicle, in which each place is associated with a cost value in case of driving at the place. However, conventional risk map does not properly evaluate the risk caused by movement of obstacles, resulting in the possibility of inappropriate trajectory generation. In this study, we propose a risk map based on a novel risk evaluation method, *spatio-temporal distribution risk evaluation method*, considering time-based overlap between moving obstacles and the ego vehicle. In simulation-based evaluation for overtaking use cases in which a moving obstacle affects trajectory generation, we showed that the proposed method properly represented the risks of the moving objects and would be capable of generating trajectories that conventional methods had difficulty in.

Keywords: automated driving, risk map, trajectory planning, path planning, moving obstacles

1. はじめに

近年、カメラやレーダ等の外界センサを用いて車両周辺の状況を把握し、走行を自動制御して利便性や安全性、環境性能の観点で人の運転を支援する ADAS (Advanced Driver Assistance Systems) の普及が急速に進んでいる。また、手放しによる走行を可能とする「自動運転」も、高速道路を対象に実用化が進められている。

高速道路向けの自動運転では、認識した車線に沿って走行軌道の候補を定型的に生成した上で、他車との衝突リスクを個々に評価して最も安全で快適な走行軌道を選択する軌道計画方式[1]-[5] が一般的である。しかし、市街地等の一般道路では、交差点や踏切等のように道路形状や交通ルールの種類が増えるとともに、歩行者や自転車等の他の交通参加者との干渉も加わるため、状況に応じた複雑な行動判断が求められる。そのため、予め定型的な軌道候補に限定する従来の軌道計画方式では限界がある。それに対し、非定型な走行軌道を柔軟に生成可能な軌道計画方式として、

障害物や交通ルールの情報に基づいて自動車周辺の各地点における走行の望ましくなさ（コスト値）を表現したマップ（以降、リスクマップと呼ぶ）を生成し、その上でコストを最小化する最適軌道を探索する方式が数多く検討されている[1], [13], [17], [18]。リスクマップは、考慮すべき様々な要素をマップ化することにより、非定型な軌道を生成するためのアルゴリズムを単純化するとともに、その計算量を抑える効果がある。

しかし、従来のリスクマップは、障害物の移動による影響を考慮できておらず、実態と乖離したリスク表現を伴うことがある。その影響により、軌道計画において、最適軌道の探索が阻害されたり、不適切な軌道が生成されたりすることがあり、乗員に対して違和感のある走行や、不安あるいは不快にさせるような走行につながる恐れがある。

そこで、本稿では、移動障害物との時間的な交錯関係を考慮したリスク表現を備えたリスクマップを提案する。各参照地点において自動車及び障害物が存在する時間分布の近接度合でリスクを評価する「時空間分布リスク評価方式」

^{†1} (株)日立製作所 研究開発グループ
Hitachi Ltd. Research & Development Group

^{†2} 日立 Astemo 株式会社 技術開発統括本部
Hitachi Astemo, Ltd. Technology Development Functional Div.

を適用することで、移動障害物の動きを考慮した最適な走行軌道を探査可能とする。

以降では、以下の構成に従って説明する。2章で関連研究を述べる。3章で想定する自動運転システムの機能構成について述べた上で、4章で提案するリスクマップの方式の詳細を説明する。5章で提案方式を実装して評価した結果を述べ、最後に6章でまとめる。

2. 関連研究

自動車の自動運転のための軌道計画は、これまで様々な方式が提案されており、「軌道候補生成方式」、「ポテンシャルマップ方式」、「最適軌道探索方式」の3つに大別される。

軌道候補生成方式は、車線形状や自動車の運動モデルに基づき有限個の軌道候補を予め生成し、その軌道候補と認知した交通ルールや障害物を照合し最適な軌道を選択する方式である。車線に沿って生成された実用的な軌道に対象を絞って評価するため、リアルタイム性を保証しやすい。その利点から、The Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA) Urban Challenge で成功を収めた自動運転車[1],[2]で適用されて以来、様々な改良が加えられながら[3],[4],[5], Autoware[6],[7]等の自動運転車に幅広く活用されている。一方、この方式は予め定型的な軌道候補に限定するため、複雑な走行軌道の生成が難しいという課題がある。そのため、一般道路の複雑な道路環境にも対応するためには、後述する最適軌道探索方式と組み合わせることで対処することが多い[2]。

ポテンシャルマップ方式は、目的地に向かって引力が、走行を回避すべき箇所（障害物等）に斥力が、それぞれ働くようなポテンシャルマップを人工的に生成し、ポテンシャルの勾配が最も急な経路を選択することにより、障害物を回避して目的地に走行する軌道を生成する方式である。元来ロボティクスの分野で確立された方式であり[8],[9],それを自動車の自動運転に適用する研究が多数なされてきている[10],[11],[12]。この方式は、少ない計算量で、複雑な環境下における走行軌道（速度計画情報含む）を生成可能という利点がある。しかし、生成される走行軌道は車両の運動モデルが考慮されていないため、走行速度が上がると挙動が不安定となる[13]。また、一般的に局所解に陥る危険性があり[4],システムの安全性を保障することが難しい。

最適軌道探索方式は、走行軌道で考慮すべき各種要素をパラメータとした評価関数を作成し、その評価値が最適となる走行軌道を探査するというアプローチである。代表的な探索方式としては、グリッドベース探索方式、サンプリングベース探索方式、モデル予測制御方式等が挙げられる。

グリッドベース探索方式では、自車周辺の環境を格子状のマップ(グリッドマップ)で表現することを前提とする。一般的に、グリッドマップの各セルには、障害物の存在有無や交通ルール等、自車がその地点を走行することの望ま

しさを評価可能な情報が格納されている。例えば、Occupancy Grid Map (OGM) [16], 前述のポテンシャルマップ等が該当する。そのグリッドマップ上でA*やD*等をベースとした探索アルゴリズムを適用し、目的地に向かって評価値が最適な経路を特定する[14],[15]。この方式は、複雑環境下においても最適解を見つけられる利点がある反面、計算量が膨大であり、特に走行速度が上がると探索領域が増加するため、実時間性の担保が困難である。

サンプリングベース探索方式は、自動車の位置や方向をサンプリングしながら評価値の高い走行軌道を探査していく方式である。主に、ロボティクス分野で実績のあるRapidly-exploring random tree (RRT) [19]やその派生手法を自動車分野に適用した研究が多い[17],[18]。また、サンプリングを運動モデルに従って決定的に行う方式も検討されている[21]。この方式では、所定時間で近似解を求めることが可能であるため、実時間性を担保しやすいという利点がある。ただし、最適解を導出する保障はできないことに加え、求める近似解の質の保障が困難という課題がある。

モデル予測制御方式は、軌道追従等に用いられるモデル予測制御[12]を軌道計画に適用したものである。数式でモデル化した評価関数を逐次二次計画法等を用いて解を求める[13],[20]。この方式は、評価関数の設定に応じた最適解を求めることが可能だが、計算量が大きく、制約条件に拠っては解が求まらないという課題がある。

以上のように、軌道計画の方式は一長一短あるのが現状である。しかし、一般道路における自動運転を対象とした場合、近年のECU (Electronic Control Unit) 性能の飛躍的向上の潮流を踏まえると、複雑な環境でも軌道を生成可能であり、システムの安全性の設計が可能、最適軌道探索方式の適用が有力候補となると考えられる。

最適軌道探索方式において、生成される走行軌道の質を決める重要な要素の一つが、各種軌道の良し悪しを評価するためのリスクマップである。最適軌道探索方式に分類される手法では、いずれも自車がその地点を走行するときのコスト値（望ましくなさ）を表すリスクマップを備えている（例えば、cost map [1], drivable map [17], potential fields [13],[18],[21]）。しかし、いずれの方式もリスク値の算出に障害物の移動による影響が考慮されていない[1],[13],[17],[18],もしくは低速時にしか対応していない[21]。そのため、最適軌道探索方式の適用時に、不適切な軌道が生成されることがあるという課題がある。文献[22]-[24]は、移動障害物との時間的な交錯関係を考慮したリスクマップを提案しているが、速度計画に適用したもので、軌道形状（経路）は予め固定的に定める前提のため、やはり適切な軌道を生成できない場合がある。

そこで本稿では、移動障害物との時間的な交錯関係を考慮した適切な軌道を生成可能とするリスクマップを提案することを目的とする。

3. 想定機能アーキテクチャ

本稿において想定する自動運転の機能アーキテクチャを簡略化したモデルを図 1 に示す。

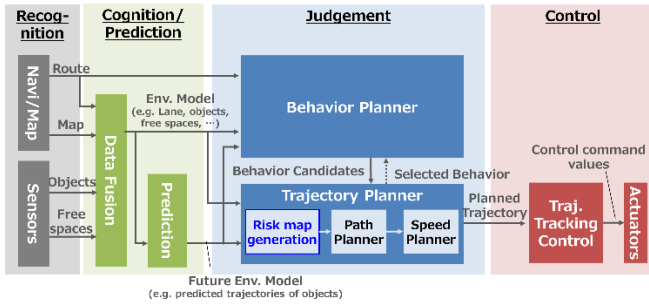


図 1 自動運転の想定機能アーキテクチャ概略

Figure 1 Assumed functional arch. of automated driving

自動運転の機能は、一般的に、人の運転行動に準えて「認識 (Recognition)」「認知 (Cognition)」「判断 (Judgement)」「制御 (Control)」で構成される。各種センサや知識情報 (地図等) に基づき認識された個別データを組み合わせることで自車の周辺環境を高次に認知・予測し、運転のミッションを達成するための最適な自車の運転行動を判断し、その判断結果に従って車を制御する。

想定アーキテクチャでは、判断部は、自車の運転行動の戦略・指針を決める行動計画部 (Behavior Planner) と、その行動指針に従った具体的な走行軌道を決める軌道計画部 (Trajectory Planner) で構成される。行動計画部では、周辺環境に基づき車線追従、車線変更、追越等の自車を取りたい運転行動の候補を決定し、軌道計画部ではその運転行動に従って安全かつ快適に走行可能な軌道を決める。軌道は、空間上の物理的な軌跡を示す経路 (Path) と、その経路を時間軸でどのような状態で辿っていくかを示すパラメータ情報で構成される。空間座標と時間軸を同時に決定するのは探索空間が広すぎるため、経路を決定してから (経路計画: Path Planner)、その経路上における走行速度を決定する (速度計画: Speed Planner)、という手順を取るのが一般的である。

本稿では、軌道計画の経路計画に利用するリスクマップを対象とする。また、前提として、認知部からの入力として以下の情報が利用可能であるとする。

- 自車情報: 自車の速度等
- 障害物情報: 障害物の種別, 位置, 速度, 形状
- 障害物の予測情報: 障害物の予測軌道点列
- フリースペース情報: 道路領域として走行可能な領域を示す情報

4. 時空間分布リスク評価方式に基づくリスクマップ

本稿では、時間的な交錯関係を考慮した軌道計画を可能

とするため、新しいリスク評価方式「時空間分布リスク評価方式」に基づくリスクマップを提案する。本章では、提案方式の詳細について述べる。

4.1 提案方式概要

従来のリスクマップのリスク評価方式は、対象の障害物が対象時刻において空間的に存在する領域を中心にリスクを配置するというのが基本的な考え方である。障害物の移動も考慮してリスクを算出する方式も提案されているが [18], 対象時刻から所定時間の移動範囲に対してリスクを配置するものである。そのため、例えば高速に移動する障害物の場合、リスクを広範囲に配置することになり、自車の軌道探索を阻害する要因となり得る。

一例を図 2 に示す。左図は走行シーンの一例である。対向二車線において自車が先行車の追従走行時に、対向車が中央線をはみ出しながら軽車両の追越をしようとしている。このシーンにおいて各障害物の移動範囲に対してリスクを配置すると、右図のように自車の走行軌道範囲にリスクが重複するように分布する (①②)。しかし、①②のいずれも、自車と該当障害物が通るタイミングに差があり、実際には衝突しない。つまり、実態と合っていないリスクが表現されていることを意味し、軌道計画ではそれらを回避しようとするために不自然な走行軌道が生成される危険性がある。

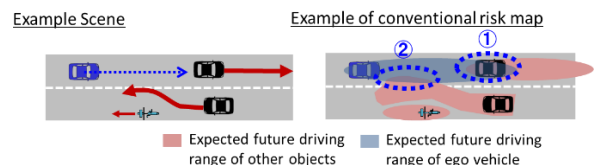


図 2 従来方式における移動体のリスク表現の問題点
 Figure 2 Problem of risk representation of moving objects in conventional method

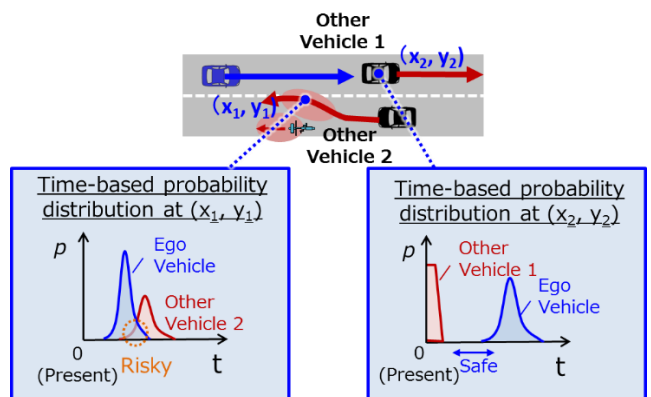


図 3 時空間分布リスク評価方式のコンセプト
 Figure 3 Concept of temporal-spatial distribution risk evaluation method

それに対し、提案する時空間分布リスク評価方式のコンセプトを図 3 に示す。本方式では、自車周辺の空間を表現

したグリッドマップの各セルに対して、当該地点に自車が存在し得る時間の分布と、各障害物が当該地点に存在し得る時間の分布との近接度合でリスクを評価する。自車がその地点に到達する時間帯と他の移動障害物がその地点に到達する時間帯が重なっているほど衝突するリスクが高く、分離して離れるほど衝突するリスクが低いと判断する。時間的な交錯関係を考慮したリスクを設定するため、実態に即したリスク配置が可能となる ()。

時空間分布リスク評価方式に基づくリスクマップ構築処理は、以下のステップから構成される。

- (1) 自車存在時間分布マップの生成
 - (2) 障害物存在時間分布マップの生成
 - (3) リスク値の算出
- 以降の節で各ステップについて述べる。

4.2 自車存在時間分布マップの生成

本方式では、グリッドマップの各セルにおいて、自車及び障害物が存在し得る時間帯を比較する。そこで、「存在時間分布 (TED: Time Existence Distribution) マップ」という概念を導入する。TED マップは、グリッドマップ上の各セルにおいて、対象物 (自車や障害物) が当該位置に存在し得る時間の分布 (存在時間分布) を表現したものである。存在時間分布は、理論上は、時間軸上における対象物の存在確率分布を意味する。しかし、確率分布ではデータ表現も演算も複雑化するため、近似的に求めるのが現実的である。そこで本稿では、当該位置に対象物が到達するまでの予想時間 T_{reach} と、対象物が到達してから当該位置を通り抜けるまでの時間 T_{stay} に基づき、 $[T_{reach}, T_{reach} + T_{stay}]$ という時間範囲で管理する。なお、静止障害物の場合は、当該セルに常時存在することになるため、 $[-\infty, +\infty]$ が格納される。

続いて、自車の TED マップの生成方法について説明する。提案するリスクマップは、自車の走行軌道を生成することが目的であるため、予め所定の軌道を前提とすることはできない。そのため、すべてのセル位置に対して到達する可能性を考慮した TED マップを生成するというアプローチを取る。

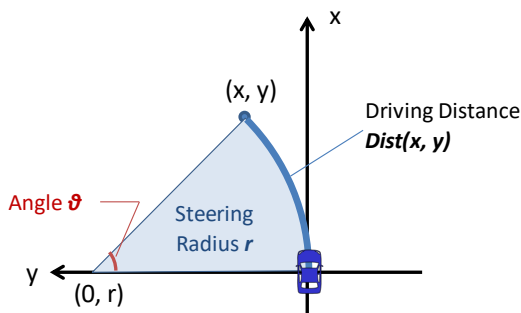


図 4 相対位置(x, y)に対する想定走行軌道
 Figure 4 Assumed driving trajectory towards relative position (x, y) evaluation method

自車からの相対位置 (x, y) に対する到達予想時間 T_{reach} は、該当位置までの運転距離 $Dist(x, y)$ を自車の想定速度 v で除算することで近似できる。運転距離 $Dist(x, y)$ とは、車両の運動モデルを考慮した該当位置への到達経路の長さを表す。一般的には、様々な到達経路が考えられるが、ここでは図 4 に示すように、中心点を (0, r) に持ち、(0, 0) 及び (x, y) を通る円弧で近似する。

この円弧上を走行する場合、運転距離 $Dist(x, y)$ は以下の数式により算出可能である (但し、 $\theta(x, y)$ は (x, y) に対する円弧の中心角)。

$$Dist(x, y) = r(x, y) \times \theta(x, y) = \frac{(x^2 + y^2)}{|2y|} \times \arctan \left| \frac{x}{r - y} \right| \quad (1)$$

この数式により計算した運転距離をグリッドマップ上に表現したものを図 5 に示す。縦横 600×400 で幅 10cm のグリッドマップ上で計算した運転距離 $Dist(x, y)$ を色で可視化している。この運転距離 $Dist(x, y)$ は自車からの相対位置 (x, y) に基づき計算できるので事前計算が可能であり、ランタイム上ではこれらを自車の想定速度 v で除算することにより、自車の TED マップを生成する。

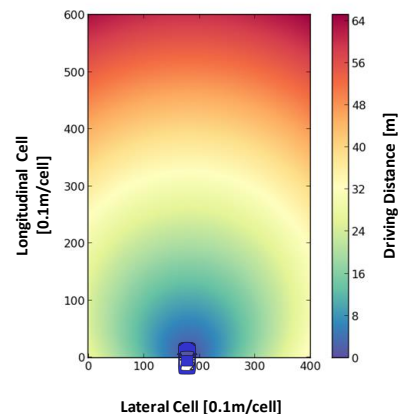


図 5 運転距離マップ
 Figure 5 Driving distance map

なお、ここでは想定速度 v を一定として説明したが、実際には加減速を考慮して到達時間を算出する。また、図 5 ではグリッドマップ上のすべてのセルの運転距離を表現しているが、実際には車の旋回半径や横加速度の制約により、到達可能な範囲は限定されるため、すべての領域を算出する必要はない。

4.3 障害物存在時間分布マップの生成

障害物 TED マップは、すべての障害物の存在時間分布を反映した TED マップである。各障害物の行動予測情報に基づき、グリッドマップ上の各セルにおいて、当該障害物が存在する時間範囲を算出して格納する。

障害物 TED マップでは、時間範囲に加えて、空間リスク

パラメータ p_s も保持しておく。後述するように本方式では、時間上の近接度合だけでなく、空間上の近接度合も考慮してリスクを算出する。そのため、障害物が当該セル地点に対して、どの程度空間的に近接したかを示す情報を含めておく必要がある。当該障害物が当該セルに最も近接したときの当該障害物の存在領域に対する最短距離 D_s^{\min} に対して、以下の数式に示すような p_s を設定する (C_s, C_t はモデルパラメータ)。

$$p_s = e^{-\frac{C_s D_s^{\min 2}}{2C^2}} \quad (2)$$

4.4 リスク値の算出

リスクマップにおけるリスク値導出にあたり、時空間における安全距離 (SD: Safety Distance) という概念を導入する。ここでの安全距離とは、時間と空間 (車両は地面を走行するため 2 次元) で構成される 3 次元空間 (以降、同空間のことを時空間と呼ぶ) において、障害物に対してどれくらい安全な「距離」を確保できているかを示す指標である。ここでの「距離」とは、物理的な距離ではなく、前記 3 次元空間上における重み付きユークリッド距離を意味し、以下の数式で表される (ただし、 C_s, C_t : 重み付け定数、 D_s : 自車と障害物の空間上の距離、 D_t : 自車と障害物の時間上の距離)。

$$SD = \sqrt{C_s \cdot D_s^2 + C_t \cdot D_t^2} \quad (3)$$

障害物との衝突とは、上記時空間において、自車と障害物の存在箇所が重なってしまうことである。時空間上において障害物と自車の存在箇所が離れているほど安全であり、逆に近いほどリスクが高い。

続いて、安全距離に基づき障害物によるリスクをモデル化する。障害物に対して交錯する確率は、安全距離=0 のときに 1 で、安全距離が大きくなるにつれて急激に下がっていくと考えられる。そこで、文献[22]と同様にして、障害物 k に対するリスク値 $Risk_{(k)}$ は安全距離に対するガウス関数に従って減衰すると仮定し、以下の数式で表せるものとする (但し、 $R_{(k)}$ は障害物 k に交錯時の最大リスク値、 $p_{s(k)}$ は上述した空間リスクパラメータ)。

$$\begin{aligned} Risk_{(k)} &= R_{(k)} \cdot e^{-\frac{(SD_{(k)})^2}{2C^2}} \\ &= R_{(k)} \cdot e^{-\frac{C_s \cdot D_s^2}{2C^2}} \cdot e^{-\frac{C_t \cdot D_t^2}{2C^2}} \\ &\leq R_{(k)} \cdot p_{s(k)} \cdot e^{-\frac{C_t D_t^2}{2C^2}} \end{aligned} \quad (4)$$

以上の考え方に従い、リスクマップの各セルにおけるリスク値 $RM(x, y)$ を算出する。自車と障害物の TED マップを比較し、各セルにおいて自車と障害物 k の時間距離 $D_{t(k)}$ を求める。障害物 TED マップの同一セルに複数の障害物の存

在時間分布情報が存在している場合は、それぞれの障害物に対するリスク値の最大値を取ることで求められる。すなわち、以下の数式により $RM(x, y)$ が求められる (但し、当該セルに障害物 k の存在時間分布情報が存在しない場合は $p_{s(k)}$ を 0 とする)。

$$RM(x, y) = \max_k \left\{ R_{(k)} \cdot p_{s(k)} \cdot e^{-\frac{C_t D_{t(k)}^2(x, y)}{2C^2}} \right\} \quad (5)$$

5. 評価結果

時空間分布リスク評価方式の有効性を確認するため、移動障害物の影響の考慮が必要となる障害物追越のユースケースを対象に軌道計画との連成シミュレーション評価を行った。

5.1 評価環境

図 6 に本評価実験のシステム構成を示す。提案するリスク評価方式に従ったリスクマップ及び連成評価用の軌道計画のアルゴリズムを、Linux 上に C/C++ で実装した。MATLAB/Simulink [28] 上で動作する軌道追従制御モデルと dSPACE 社の Automotive Simulation Models (ASM) を用いて、SILS (Software In the Loop Simulation) 環境を構築し、実装したリスクマップの評価を行った。リスクマップの可視化には、Robot OS (ROS) [29] のツール RViz [30] に専用プラグインを実装し、組み込むことで実現した。

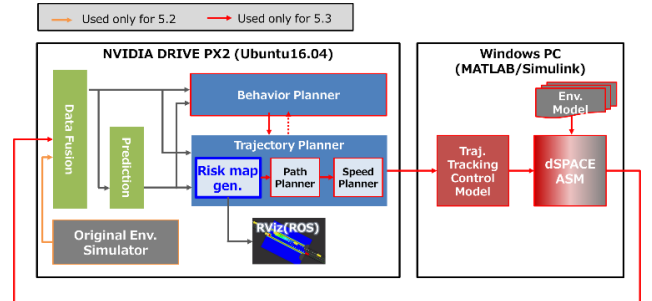


図 6 評価システム構成

Figure 6 Evaluation system architecture

表 1 に本評価実験において用いたリスクマップのパラメータを示す。HWHM は、対象ガウス関数の半値半幅を意味している。

表 1 リスクマップパラメータ

Table 1 Riskmap parameters

Category	Parameters	Values
Model Parameters	$R_{(k)}$	1
	HWHM of $e^{-\frac{C_s D_s^2}{2C^2}}$	0.5[m]
	HWHM of $e^{-\frac{C_t D_t^2}{2C^2}}$	0.5[s]

5.2 軌道計画との達成評価

最適軌道探索方式に対するリスク表現としての効果を確認するため、一例として軌道計画アルゴリズムを実装し達成評価を行った。図 7 に今回採用した軌道計画アルゴリズムの概念図を示す。

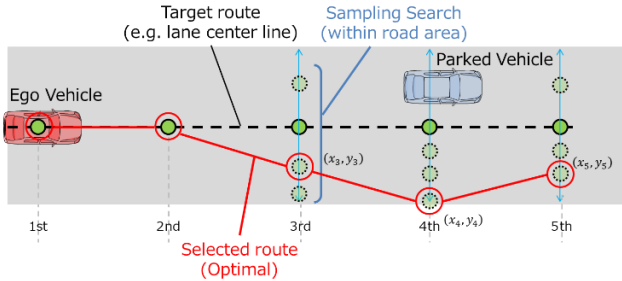


図 7 軌道計画アルゴリズム
 Figure 7 Path planning algorithm

文献[18]のサンプリング方式に類する方式で、車線中心線等の目標経路 (Target route) に沿って、所定時間間隔ごとに探索点を設け、それぞれの探索点で目標経路に対して横方向に道路幅の範囲でサンプリング探索する。探索時の評価関数 J は以下のモデルを用いた (但し、 ϕ は T 秒後の終端コストを表す関数、 L はリスクマップのリスク値、目標経路からの距離、ヨー角、横加速度の重み付け加算関数)。

$$J = \phi(t + T) + \int_t^{t+T} L(\tau) d\tau \quad (6)$$

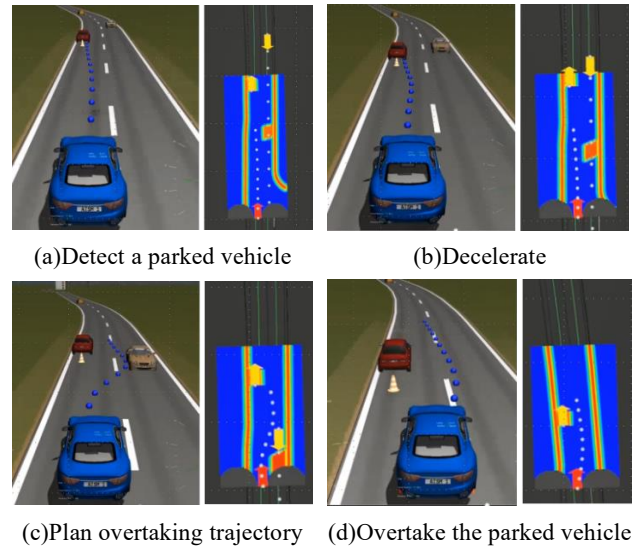
なお、本稿の目的は、移動障害物の影響を考慮した軌道生成が可能なリスクマップの提案であり、軌道計画の最適化ではない。そのため、本稿では軌道計画アルゴリズムの詳細は割愛する。同様の理由により、以降で述べる走行軌道の生成結果に関しては、本提案方式のリスク表現の効果を定性的に議論するための比較用の参考値に過ぎず、走行軌道そのものの良し悪しについては議論しない。

本評価では、dSPACE 社の ASM 上に移動障害物の移動の影響を考慮する必要があるユースケースである障害物追越を対象に、「対向車通過後に追越 (障害物は駐車車両)」と「対向車通過前に追越 (障害物は低速車)」の 2 つのシナリオを構築し、上述した軌道計画アルゴリズムと組み合わせで動作させた。

各シナリオにおける走行制御の結果を、それぞれ図 8、図 9 に示す。各シーン図における左側は、ASM における走行状況と生成した計画軌道点列 (青い点列) を示している。右側は、その時点で生成されたリスクマップの様子を示している。

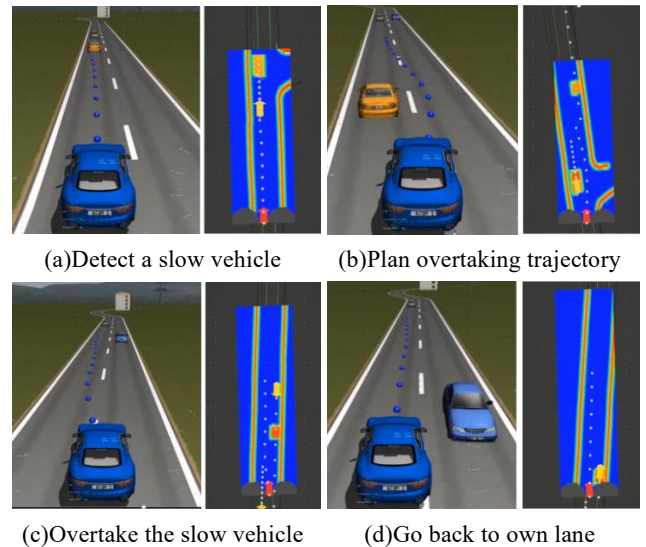
図 8 のシーンでは、対向車が接近しているため、対向車が通過してから停止車両の追越をかける必要がある。実際にシーン(a)(b)では、対向車によるリスクが対向車線上に存在しているため、追越用の軌道ではなく、停止車両に対し

で減速する軌道を生成している。そして、シーン(c)では、対向車が通り過ぎていくことを見越して、追越用の軌道を生成している。



(a) Detect a parked vehicle (b) Decelerate
 (c) Plan overtaking trajectory (d) Overtake the parked vehicle
 図 8 車両追越シーン (対向車通過後)

Figure 8 Scene of overtaking a vehicle after on-coming vehicle passing by



(a) Detect a slow vehicle (b) Plan overtaking trajectory
 (c) Overtake the slow vehicle (d) Go back to own lane

図 9 車両追越シーン (対向車通過前)

Figure 9 Scene of overtaking a vehicle before on-coming vehicle passing by

ここで着目すべきは、対向車の通過前に追越用の軌道を生成している点である。シーン(c)の左図を見ると、計画軌道点列が対向車と重なっていることがわかる。一方、シーン(c)の右図のリスクマップでは、同軌道点列がリスクと重複していない。これは自車が同地点に到達する時点では対向車が通過済なので、時間的に交錯しないことを示しており、実際にシミュレーション上でも対向車と衝突することなく自然な追越を実現している (シーン(d))。

それに対し、従来の障害物が存在する領域を中心にリスクを配置する方式では、対向車のリスクと重なることになるため、今回のような軌道は生成されない。対向車が完全に通過後に、初めて追越用の軌道を生成することになる。軌道計画では、車両の挙動の安定性の観点から、直近の軌道は前回の生成軌道を踏襲するのが通例であるため、従来方式では、追越を開始するタイミングが遅くなる。本提案方式は、移動障害物の時間的な交錯関係を考慮したリスク表現により、従来方式と比較して、周りの障害物の動きを見越した人の運転に近い走行制御を実現可能であることを示唆していると言える。

図 9 は、対向車が十分遠方にいるため対向車が接近する前に低速車の追越をかけるシーンである。シーン(a)では、前方の低速車のリスクが低速車位置前方に現れている。これは、現行の走行では該地点で低速車に追突することを示している。そのため、減速しながら低速車に接近していくと、シーン(b)にて、対向車と時間的に交錯するリスク領域が、低速車のリスクに対して十分離れていることがわかる。そこで、それらのリスクを回避するような追越用の軌道を生成し、低速車の追越を実現している(シーン(c)(d))。

このように、複数の移動障害物との時間的な交錯関係が同一空間にマッピングされるので、運動モデルに従った安全な追越軌道の生成可否の判断及び軌道生成をリスクマップ上で容易に実現可能である。

6. おわりに

本稿では、移動障害物との時間的な交錯関係を考慮したリスク表現を備えたリスクマップを提案した。各参照地点において自車及び障害物が存在する時間分布の近接度合でリスクを評価する「時空間分布リスク評価方式」を適用することで、移動障害物の動きを考慮した最適な走行軌道を探索可能とする。

移動障害物の影響の考慮が必要な障害物追越のユースケースを対象に提案したリスクマップのシミュレーション評価を行った。従来のリスク表現では困難だった移動障害物の挙動を考慮した軌道計画が、周りの障害物の動きを見越した人の運転に近い走行制御を実現可能な見込みを示した。

今後は、死角等の潜在リスクに対する評価への拡張適用や、実車適用による実用性評価を進めていく予定である。

参考文献

- [1] Howard, T. M., Green, C. J., Kelly, A., et al.: State space sampling of feasible motions for high-performance mobile robot navigation in complex environments, *Journal of Field Robotics*, Vol. 25, No. 6-7, pp. 325-345 (2008).
- [2] Montemerlo, M., Becker, J., Bhat, S., et al.: Junior: The stanford entry in the urban challenge, *Journal of field Robotics*, Vol. 25, No. 9, pp. 569-597 (2008).
- [3] Werling, M., Ziegler, J., Kammel, S., et al.: Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a frenet frame, *Proc. 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 987-993 (2010).
- [4] Hu, X., Chen, L., Tang, B., et al.: Dynamic path planning for autonomous driving on various roads with avoidance of static and moving obstacles, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 100, pp. 482-500 (2018).
- [5] Darweesh, H., Takeuchi, E., Takeda, K., et al.: Open source integrated planner for autonomous navigation in highly dynamic environments, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol. 29, No. 4, pp. 668-684 (2017).
- [6] Kato, S., Takeuchi, E., Ishiguro, Y., et al.: An open approach to autonomous vehicles, *IEEE Micro*, Vol. 35, No. 6, pp. 60-68 (2015).
- [7] Kato, S., Tokunaga, S., Maruyama, Y., et al.: Autoware on board: Enabling autonomous vehicles with embedded systems, *Proc. 2018 ACM/IEEE 9th International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPS)*, pp. 287-296 (2018).
- [8] Khatib, O.: Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots, *Autonomous robot vehicles*, pp. 396-404 (1986).
- [9] Choset, H. M., Hutchinson, S., Lynch, K. M., et al.: *Principles of Robot Motion: Theory, Algorithms, and Implementations*, MIT Press (2005).
- [10] Wolf, M. T. and Burdick, J. W.: Artificial potential functions for highway driving with collision avoidance, *Proc. 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3731-3736 (2008).
- [11] Daily, R. and Bevilacqua, D. M.: Harmonic potential field path planning for high speed vehicles, *Proc. 2008 American Control Conference*, pp. 4609-4614 (2008).
- [12] Ji, J., Khajepour, A., Melek, W. W., et al.: Path planning and tracking for vehicle collision avoidance based on model predictive control with multiconstraints, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 66, No. 2, pp. 952-964 (2017).
- [13] Rasekhipour, Y., Khajepour, A., Chen, S. K., et al.: A potential field-based model predictive path-planning controller for autonomous road vehicles, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 18, No. 5, pp. 1255-1267 (2017).
- [14] Dolgov, D., Thrun, S., Montemerlo, M., et al.: Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments, *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 29, No. 5, pp. 485-501 (2010).
- [15] Ferguson, D., Howard, T. M. and Likhachev, M.: Motion planning in urban environments, *Journal of Field Robotics*, Vol. 25, No. 11 - 12, pp. 939-960 (2008).
- [16] Elfes, A.: Occupancy grids: A stochastic spatial representation for active robot perception. In *Proceedings of the Sixth Conference on Uncertainty in AI*, Vol. 2929, pp. 136-146 (1990).
- [17] Leonard, J., How, J., Teller, S., et al.: A perception - driven autonomous urban vehicle, *Journal of Field Robotics*, Vol. 25, No. 10, pp. 727-774 (2008).
- [18] Jeong, Y., Kim, S., Jo, B. R., et al.: Sampling based vehicle motion planning for autonomous valet parking with moving obstacles, *International Journal of Automotive Engineering*, Vol. 9, No. 4, pp. 215-222 (2018).
- [19] LaValle, S. M.: Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning (1998).
- [20] Ziegler, J., Bender, P., Schreiber, M., et al.: Making Bertha drive—An autonomous journey on a historic route, *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Vol. 6, No. 2, pp. 8-20. (2014).
- [21] Raksincharoensak, P., Hasegawa, T. and Nagai, M.: Motion planning and control of autonomous driving intelligence system based on risk potential optimization framework, *International Journal of Automotive Engineering*, Vol. 7, pp. 53-60 (2016).
- [22] Damerow, F. and Eggert, J.: Predictive risk maps, *Proc. 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation*

- Systems (ITSC), pp. 703-710 (2014).
- [23] Damerow, F., Li, Y., Pupal, T., et al.: Intersection warning system for occlusion risks using relational local dynamic maps, IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine (ITSM), Vol.10, Issue 4, (2018).
 - [24] Kim, J. and Kum, D.: Collision Risk Assessment Algorithm via Lane-Based Probabilistic Motion Prediction of Surrounding Vehicles, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.99, pp.1-12 (2017).
 - [25] 北島 創, 丸茂喜高, 平岡敏洋ほか: リスク認知に関する評価指標の比較検討, 自動車技術会論文集, Vol. 40, No. 2, pp. 597-602 (2009).
 - [26] Lee, D. N.: A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision. Perception, Vol. 5, No. 4, pp. 437-459 (1976).
 - [27] Goodrich, M. A., Boer, E. R. and Inoue, H.: A characterization of dynamic human braking behavior with implications for ACC design, Proc . 1999 IEEE/IEEJ/JSAI International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 964-969 (1999).
 - [28] MATLAB/Simulink, available from (<http://www.mathworks.com/>).
 - [29] ROS.org, available from (<http://www.ros.org>).
 - [30] ROS.org/RViz, available from (<http://wiki.ros.org/rviz>).