自律的駐車のための想像力を用いたモデルベースの意思決定*。

Ziyue Feng[1], Shitao Chen[2], Yu Chen[3] and Nanning Zheng[4], Fellow, IEEE

概要- 自律駐車技術は、自律走行研究において重要な概念である。本論文では、駐車に関する問題を解決するための想像的な自律駐車アルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムは3つの部分から構成される:駐車前の結果を予測するための想像力豊かなモデル、与えられた出発点から駐車場までの実行可能な軌道を計画するための改良された迅速探索ランダムツリー(RRT)、駐車タスクの効率を最適化するための経路平滑化モジュール。我々のアルゴリズムは、実際の運動学的な車両モデルに基づいているため、実際の自律走行車へのアルゴリズム適用に適している。さらに、想像力メカニズムの導入により、本アルゴリズムの処理速度は従来の手法の10倍高速化され、同時にリアルタイムプランニングを実現することができる。アルゴリズムの有効性を評価するために、3つの異なる駐車シナリオにおいて、我々のアルゴリズムを従来のRRTと比較した。最終的に、我々のアルゴリズムは従来のRRTよりも安定しており、効率と品質の点でより良い性能を発揮することが示された。

I. INTRODUCTION

セルフパーキングは自律走行を実現するための重要な技術の一つである。自動車技術会(SAE)J3016規格は、駐車支援技術を含む5つの異なるレベルの車両自動化を定義している。最初の3つは、アシストパーキングの進行、すなわち、ドライバーアシスト、パーシャルオートメーション、コンディショナルオートメーションである。第4のレベルは、ハイオートメーションと呼ばれるほぼ自動化された技術であり、最後のレベルは、完全自動化と定義される完全自動化である。現在、道路を走る多くの車両の駐車能力は、レベル1とレベル2の間である。自動駐車は、論理的には自動運転車による自動運転の商業的応用への第一歩であると一般に認識されている。現在のところ、自律走行可能な駐車が完全に実現できる段階にはまだ至っていない。しかし、多くの研究者が継続的な研究を通じてこの段階に到達しようとしている。自動化業界の自動車メーカーやテクノロジー企業の多くは、自走式自動車を主な特徴として、2020年までに完全自動化車が利用可能になると見込んでいる。

自動駐車の実現のために、駐車場が与えられた場合、車両の運動学的制約の下で、自動車を目標場所に操縦するための最適な無衝突軌道を見つける必要があることが駐車場計画タスクである。

*本研究の一部は、中国国家自然科学基金(第61773312号、第61790563号)、大学への学問分野の才能の導入プログラム(第B13043号)の支援を受けた。

Ziyue Feng[1], Shitao Chen[2], Yu Chen[3] are with Institute of Artificial Intelligence and Robotics in Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shannxi, P.R.China e-mail:{brother_yue, chenshitao, alan19960212}@stu.xjtu.edu.cn

Nanning Zheng[4] 西安交通大学人工知能ロボット研究所所長、P.R.China Correspondence: nnzheng@mail.xjtu.edu.cn

しかし、このタスクにはいくつかの困難がある。駐車場計画では、前進と後退の両方が組み合わさっているため、このプロセスは路上計画よりも複雑である。少し後ろに移動すると、車が狭い場所に操縦しやすくなることがある。しかし、この行動の否定的な結果は、人間のような軌道のパフォーマンスの低下や、不快な乗客体験につながる可能性があることである。さらに、駐車軌跡の旋回角度は一般的に陸上軌跡よりも大きいため、廊下はより狭くなり、前方に移動するときに内側の車輪間の半径の差によって引き起こされる影響が大きくなる。これは、後方に移動するときに外側の車輪で同じである。

RRTアルゴリズムは、運動計画問題を解決するための一般的な手法である。Stevenら[1]によって最初に提案され、その後、駐車計画タスクに適用された[2]。この方法は、開始点からいくつかのアクセス可能な場所を格納するツリーを構築し、その後、ターゲット点がツリーに十分近くなるまで、空間全体を探索するためにツリーをランダムに成長させる。最後に、実現可能な軌道が生成される。RRTは障害物のある複雑な環境を容易に考慮し、扱うことができる。

しかし、RRTと実用的な駐車計画タスクの間には、まだ長い道のりがある。車が目標地点に近づくと、少しのバイアス低減を数ステップで実行する必要がある。これにより、車は素早くガレージに近づいたが、その後、完璧な位置に調整するために、前後に何度も移動する。RRTによる駐車プロセス全体は時間がかかり、軌跡の最終部分が複雑になる。Bi-RRT[3]は、探索時間を短縮するためにターゲットから木を成長させるが、軌跡の最後の部分はまだ複雑である。我々は、車がすでに駐車場に駐車していると想像し、次に、様々な事前に定義された運転戦略で、駐車場から車を運転しようとする。この操作の後、それぞれ20ノードを持つ数十の実行可能なドライビング・アウト・パスが得られる。これらのドライブアウト経路をパーキングイン経路に反転させることで、数十の経路と数百のノードを持つ木が存在することになる。次に、RRTアルゴリズムにおける目標点を、このよく定義されたモデルベースの目標木に拡張する。RRTツリーがターゲットツリーの任意のノードに到達すると、最終的な軌跡が生成される。モデルベースのターゲットツリーはよく定義されているので、ターゲットツリーの軌跡は非常に滑らかになる。車は1回の動作で目標位置に入ることができる。このターゲット拡張により、RRTツリーは、より少ないステップとより少ない時間コストで、ターゲットに近づくことができる。

Model-based Decision Making with Imagination for Autonomous Parking*

Ziyue Feng[1], Shitao Chen[2], Yu Chen[3] and Nanning Zheng[4], Fellow, IEEE

***Abstract*— Autonomous parking technology is a key concept within autonomous driving research. This paper will propose an imaginative autonomous parking algorithm to solve issues concerned with parking. The proposed algorithm consists of three parts: an imaginative model for anticipating results before parking, an improved rapid-exploring random tree (RRT) for planning a feasible trajectory from a given start point to a parking lot, and a path smoothing module for optimizing the efficiency of parking tasks. Our algorithm is based on a real kinematic vehicle model; which makes it more suitable for algorithm application on real autonomous cars. Furthermore, due to the introduction of the imagination mechanism, the processing speed of our algorithm is ten times faster than that of traditional methods, permitting the realization of real-time planning simultaneously. In order to evaluate the algorithm's effectiveness, we have compared our algorithm with traditional RRT ,within three different parking scenarios. Ultimately, results show that our algorithm is more stable than traditional RRT and performs better in terms of efficiency and quality.**

I. INTRODUCTION

Self-parking is one of the key technologies to achieve autonomous driving. The Society of Automotive Engineers (SAE) J3016 standard defines five distinct levels of vehicle automation, including the parking assist technologies. The first three are progressions of assisted parking, i.e., driver assistance, partial automation and conditional automation. The fourth level is a near-automated technology called high automation; while the last one is totally automated, which is defined as full automation. Currently, the parking capabilities of a number of vehicles on the road nowadays are among level 1 and level 2. It is commonly recognized that autonomous parking is logically the first step towards commercial applications of self-driving, with fully automated vehicles. At present we are not yet at a stage where autonomous parking is completely achievable. However, many researchers are attempting to reach this stage through continuous research. Most car manufacturers and technology companies in the automation industry are expecting fully automated vehicles to be available by 2020, with self-parking as a primary feature.

For the realization of self-parking, the parking-planning task is that, when given a parking lot, we need to find the optimal collision free trajectory, under vehicle kinematic constraints to maneuver a car into a target place. Yet, there are several difficulties involved in this task. The combination of both moving forward actions and backward in parking planning means this process is more complex than on-road planning. Sometimes moving backwards slightly can make it easier for the car to maneuver to a narrower place. However, a negative result of this action is that it could lead to a decreased human-like trajectory performance, as well as a uncomfortable passenger experience. Moreover, the turning angle of the parking trajectory is typically bigger than on-road trajectory, therefore the corridor is much more narrow, which makes the influence caused by the difference of radius between inner wheels greater when moving forward, this is the same for the outer wheels, when moving backward.

The RRT algorithm is a popular method to solve motion planning problems. It was first proposed by Steven *et al.* [1], and has then been applied to the parking-planning task [2]. This method constructs a tree to store some accessible places from the start point, and then it randomly grows the tree to explore the whole space until the target point is close enough to the tree. Finally, a feasible trajectory will be generated. The RRT can easily take into account and handle complex environments with obstacles.

However, there is still a long way to go between the RRT and the practical parking planning tasks. When the car gets closer to the target point, a little bit of bias reduction needs to be executed with quite a few steps. This causes the car getting close to the garage quickly but then moves forward and backward over and over again in order to adjust to a perfect position. The whole parking process with RRT takes a long time and makes the final part of the trajectory complex. Bi-RRT [3] uses tree growing from target to reduce the search time, but the final part of the trajectory is still complex. We imagine that the car is already parked in the parking lot and then we try to drive the car out of the parking lot with various pre-defined driving strategies. After the operation we will obtain dozens of feasible driving-out paths, each with twenty nodes. By reversing these driving-out paths to parking-in paths, there will be a tree with dozens of paths and hundreds of nodes. Then we expand the target point, in RRT algorithm, to this well-defined model-based target tree. Once RRT tree reaches any node of the target tree, the final trajectory will be generated. Since the model-based target tree is well defined it results in the trajectory in target tree being very smooth. The car can get into the target position in one movement. With this target expansion, the RRT tree can get close to the target, with fewer steps and

*This research was partially supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61773312, 61790563), the Programme of Introducing Talents of Discipline to University (No. B13043).

Ziyue Feng[1], Shitao Chen[2], Yu Chen[3] are with Institute of Artificial Intelligence and Robotics in Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shannxi, P.R.China e-mail:{brother_yue, chenshitao, alan19960212}@stu.xjtu.edu.cn

Nanning Zheng[4] is the director of Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shannxi, P.R.China Correspondence: nnzheng@mail.xjtu.edu.cn

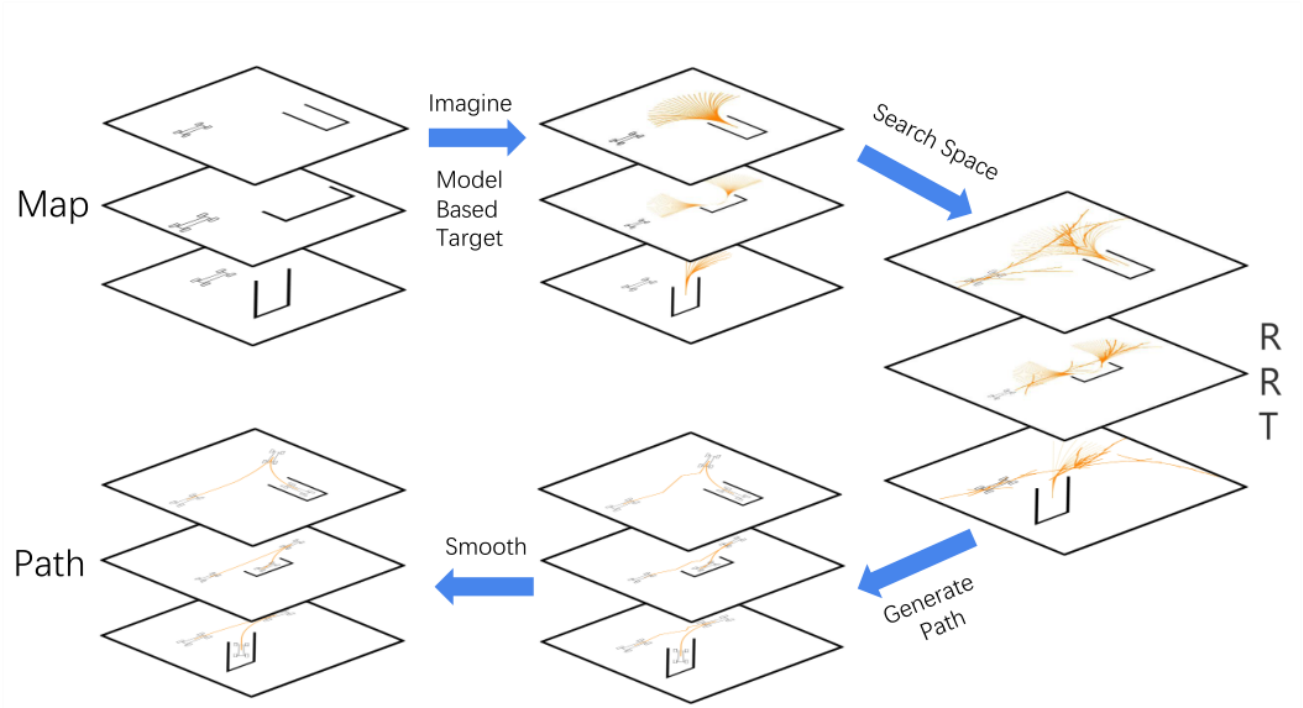


図1. 本アルゴリズムの主なワークフロー駐車場タスクには、垂直、平行、エシュロンの3つのシナリオがある。車が駐車場にすでに駐車していると想像し、特定の駐車シナリオに対応するアルゴリズムを使用してターゲットツリーを構築し、修正RRTを使用して設定空間を検索し、RRTツリーとターゲットツリーからパスを接続する。その後、軌跡が生成される。これで、我々の平滑化アルゴリズムを用いて、車両運動学的制約の下で生成された軌道を平滑化する。

実際、モデルベースのプランニングは、従来のRRTの10倍以上高速である。我々のアルゴリズムは、計画時間と品質において、従来のRRTよりも優れているだけでなく、より安定している。RRTにはまだもう一つの欠点がある。それは、その軌跡が非常に複雑になる可能性があることである。これは、木のすべての辺がランダムな方向に向かって生成されるためである。軌道を滑らかにする方法はいくつかあるが、実際の車の運動学的制約を考慮していない。これは路上計画では問題にならないかもしれないが、駐車場は路上環境よりもはるかに狭いため、平滑化された駐車場の軌跡は実現不可能かもしれない。運動学的制約に従う軌道を平滑化するアルゴリズムを提案する。我々のアルゴリズムによって平滑化された軌跡は、実現可能性が保証されている。これらの改良により、本アルゴリズムは実際の駐車計画タスクに適用することができる。

II. Related Work

駐車場タスクの経路計画[4]とは、駐車場において、与えられた始点から最終目標点までの衝突のない経路を見つけることである。経路計画手法の開発の初期段階は、Dubinsら[5]の車と、ロボット工学の領域におけるReedsとSheppら[6]の車である。しかし、この2つの方法は障害物や連続した旋回角度を考慮していない。そして、モーションプランニングの分野でいくつかの研究が行われている。

自動運転車のための運動計画の方法は、例えばダイクストラアルゴリズム[8]、[9]やA-Starアルゴリズム[10]のようなグラフ探索ベースのプランナ、RRT[1]のようなサンプリングベースのプランナ、[11]、[12]、[13]のようなディープラーニングベースのプランナ、[14]のような数値最適化など、4つのグループに分けることができる[7]。我々の方法は、第2グループに属するRRTに基づいている。RRTはサンプリングに基づく計画手法の一つである。Bi-RRT[3]、RRT*[15]、CL-RRT[16]、DD-RRT[17]など、多くの改良された分岐がある。また、[2]では駐車計画タスクにも適用されている。我々の手法は、基本的なRRTに対して多くの改善を達成した。ターゲット点をモデルベースのターゲットツリーに展開する。この拡張により、生成される経路はより滑らかで人間らしくなることができる。しかし、サンプリングに基づくアプローチの欠点は、計画時間の不確実性である。我々の拡張は、計画時間をより短く、より安定させることができる。すべてのサンプルベースの計画アルゴリズムのもう一つの欠点は、パスのすべてのセグメントがランダムな方向とターゲットで生成されることであり、その結果、パスはより複雑になり、いくつかの冗長なノードを持つことになる。三次多項式[18]、五次多項式[19]、[20]、ベジェ曲線[21]、[22]、[23]、Bスプライン[24]、クロソイド[25]など、この特殊な問題に対して既にいくつかの平滑化アルゴリズムが存在する。これらの平滑化アルゴリズムには、実車のような運動学的制約を考慮することなく、滑らかな曲線への経路を激しく歪ませるという共通の欠点がある。

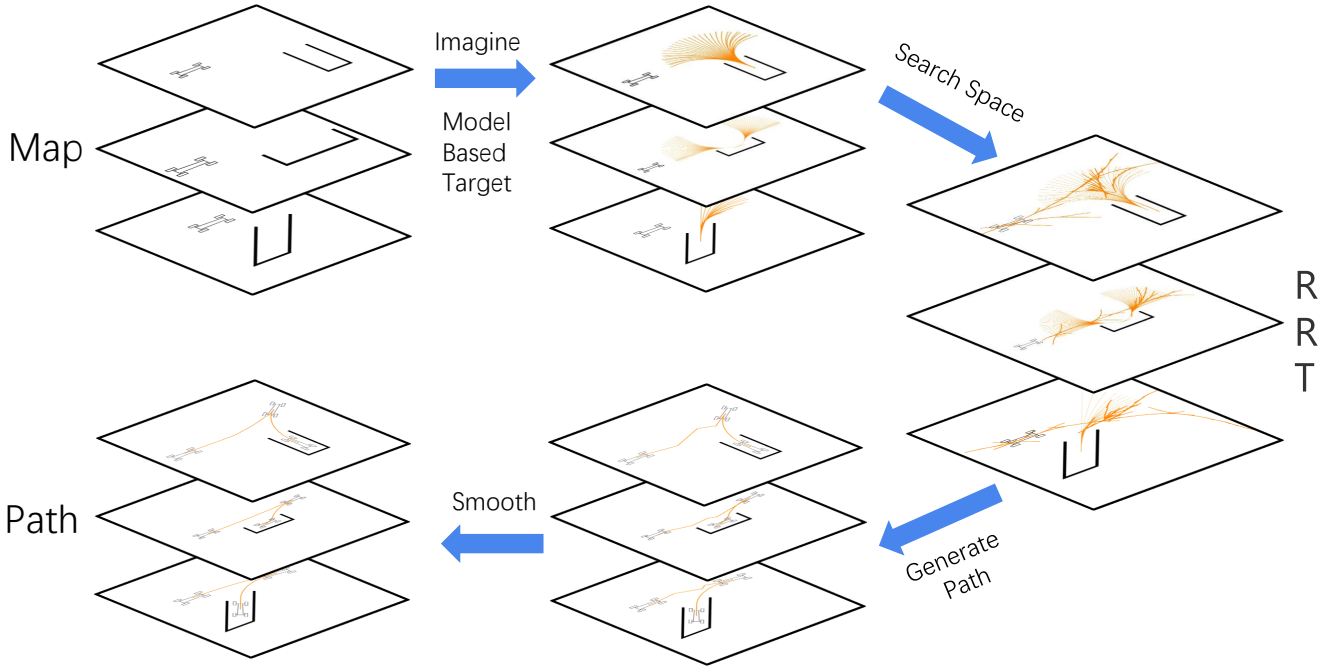


Fig. 1. The main workflow of our algorithm. The parking task has three scenarios: perpendicular, parallel and echelon. Imagine the car is already parked in the parking lot, use the algorithm that corresponds to the specific parking scenario to build a target tree, and then use the modified RRT to search the configure space and connect paths from RRT tree and target tree. After that, the trajectory is generated. Once that is completed we use our smoothing algorithm to smooth the generated trajectory under vehicle kinematic constraints.

less time cost. In fact, model-based planning is more than ten times quicker than traditional RRT. Our algorithm is not only better but is more stable than traditional RRT, in planning time and quality. RRT still has another drawback, that its trajectory can be extremely complex. This is because every edge of the tree is generated towards a random direction. There are some methods to smooth the trajectory, but they do not take into account the kinematic constraints of a real car. This may not be a problem with on-road planning, but since the parking lot is much narrower than an on-road environment, the smoothed parking trajectory may be unfeasible. We propose an algorithm to smooth the trajectory obeying the kinematic constraints. The trajectory smoothed via our algorithm has a guaranteed feasibility. With these improvements, our algorithm can be applied in actual parking planning task.

II. Related Work

Path planning for parking tasks [4] means to find a collision-free path from a given start point to a final target point in a parking lot. The very beginning stages of developing path planning methods is the car of Dubins *et al.* [5], as well as that of Reeds and Shepp *et al.* [6] in the domain of robotics. However, these two methods do not consider obstacles and continuous turning angles. Then some research have been done in the field of motion planning. Methods of motion planning for automated vehicles can be divided into four groups [7], including graph search-based planners, for example, Dijkstra algorithm [8], [9] and A-Star algorithm [10], sampling-based planners like RRT [1], deep learning-based planners like [11], [12], [13] and numerical optimization like [14]. Our method is based on RRT, which belongs to the second group. RRT is one of the sampling-based planning methods. It has many improved branches, like Bi-RRT [3], RRT* [15], CL-RRT [16] and DD-RRT [17]. It has also been applied to parking planning task in [2]. Our method has achieved many improvements to the basic RRT. We expand the target point to a model-based target tree. This expansion allows for the generated path to be more smooth and human-like. However, a downside to the sampling-based approach is the uncertainty of planning time. Our expansion can make the planing time shorter and more stable. Another drawback of every sample-based planning algorithm is that every segment of the path is generated with random direction and target, which which results in the path being more complex and with some redundant nodes. Some smoothing algorithms already exist for this particular problem, including, cubic polynomials [18], quintic polynomials [19], [20], Bezier curves [21], [22], [23], B-splines [24] and Clothoids [25]. All of these smoothing algorithms have a common drawback: they violently distort the path into a smooth curve without considering the kinematic constraints of a real car. In

本論文では、車両の運動学的制約を考慮した新しい平滑化アルゴリズムを提案する。本アルゴリズムで平滑化した経路は実用的であることが保証されている。

III. Method

駐車場タスクを、垂直駐車場、平行駐車場、エシュロン駐車場の3つのシナリオに分ける。車が駐車場にすでに駐車していると想像し、3つの異なるシナリオで3つの異なるモデルベースのターゲットツリーを定義する。各対象木は数十のパスと数百のノードを持つ。次に、RRTアルゴリズムの目標点をこのツリーに展開する。RRTツリーがターゲットツリーの任意のノードに到達すると、最終的な軌跡が生成される。この軌跡は、RRTツリーからのパートとターゲットツリーからのパートの2つの部分から構成される。モデルベースのターゲットツリーは、後者を非常に滑らかにし、従来のRRTよりも10倍以上速く処理することができる。我々のアルゴリズムは、より効率的であるだけでなく、計画時間と品質においてより安定している。我々の平滑化アルゴリズムを用いて、車両運動学的制約の下で軌道の前段部分を平滑化する。他の平滑化アルゴリズムとは異なり、我々のアルゴリズムによって平滑化された軌跡は実現可能性が保証されている。この手順を図1に示す。

A. Point Pursuit

本論文では、基本的なアルゴリズムを「点追従」と呼び、車を特定点に近づけるために操縦する最適な旋回角度を計算する。自動車の状態を示すベクトル(X, Y, θ)を考える。XとYは2次元曲面における位置、θは方位である。図2に示すように、車の始点はP $(0, 0, \frac{\pi}{2})$、目標点はT (X_t, Y_t, θ_t)である。車は旋回角ϕを固定して0.1m移動し、A点(X_a, Y_a, θ_a)に到達する。したがって、PとAの距離をできるだけ小さくするために、最適なϕを見つける必要がある。前述のϕは、外輪旋回角ϕ_oと内輪旋回角ϕ_iから計算される等価旋回角である。

$$X_a = R(1 - \cos\frac{Vt}{R}) \tag{1}$$

$$Y_a = R\sin\frac{Vt}{R} \tag{2}$$

$$\theta_a = \frac{\pi}{2} - \frac{Vt}{R} \tag{3}$$

$$R = \frac{L}{\tan\phi} \tag{4}$$

$$V = 0.1m/s,\ t = 1s \tag{5}$$

$$distance = (X_a - 0)^2 + (Y_a - 0)^2 + (\theta_a - \frac{\pi}{2})^2 \tag{6}$$

アルゴリズム「点追従」は、距離を最小化するために最適なϕを計算する。この動きが無衝突でない場合、ϕを小さくして衝突のないϕ_sを小さくし、ϕを大きくして無衝突のϕ_lを大きくする。点Aを点Pに近づけるために、2つのϕの間でより良いϕを選択する。このアルゴリズムをアルゴリズム1に示す。

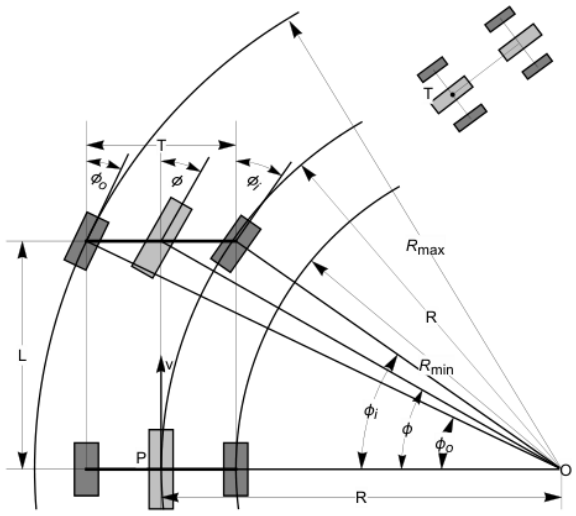


図2. 点追従」アルゴリズムにおける運動モデル。これはアッカーマンモデルに基づいている。車は4つの車輪と2つの等価な車輪を持つ。後方等価ホイールは、車の座標を決定する。この図では、車は開始点$(0, 0, \frac{\pi}{2})$に配置されている。

B. Basic RRT

RRTはStevenら[1]によって開発されたもので、空間充填木をランダムに構築することで、複雑な高次元の運動計画問題を解くように設計されたアルゴリズムである。まず、始点が木の唯一の点であり、成長段階は、自由空間内の点Pをランダムにサンプリングし、次に、サンプリングされた点Pに最も近い木の点Nを選択することである。その後、点Nから点Aへの実行可能な移動を見つけ、AとPをできるだけ近づける。次に、点Aと移動をノードとエッジとしてツリーに追加する。このプロセスを何度も繰り返すと、目標点が木に十分近くなるはずである。次に、木をバックトラックすることで、始点から目標点までの実現可能な経路を見つける。このアルゴリズムはアルゴリズム2に示されている。

C. モデルベース目標

基本的なRRTアルゴリズムでは、車と目標との距離が小さいにもかかわらず、許容値θより大きい場合、距離をわずかに縮めるのに多大な労力を要する。生成される軌道は複雑になり、車は完璧な位置に調整するために前後に何度も移動する。この問題を解決するために、モデルベースのターゲットを提唱し、ターゲット点をモデルベースの木に展開する。図3に示すように、このモデルベースツリーは数百のノードを持つ。RRTツリーは、ターゲットツリーのノードの誰に近いかが必要である。次に、RRT木とターゲット木のパスを接続し、最終的な軌跡を生成する。この拡張により、アルゴリズムはより簡単にタスクを終了することができ、得られた軌道はより滑らかになる。ターゲットツリーはよく定義されたモデルによって生成されるため、軌跡の最後の部分は完璧になる。車は何の調整もせずに目標位置まで移動する。

this paper, we propose a new smoothing algorithm that takes the vehicle kinematic constraints into consideration. The path smoothed by our algorithm is guaranteed to be practical.

III. Method

We divide the parking tasks into three scenarios: perpendicular parking, parallel parking and echelon parking. Imagine the car is already parked in the parking lot, we define three different model-based target trees with three different scenarios. Each target tree has dozens of paths and hundreds of nodes. We then go on to expand the target point in RRT algorithm to this tree. Once the RRT tree reaches any node of the target tree the final trajectory is generated. This trajectory consists of two parts: a part from RRT tree and a part from the target tree. The model-based target tree makes the latter extremely smooth and enables a processing time of our algorithm more than ten times faster than the traditional RRT. Our algorithm is not only more efficient but more stable in planning time and quality. We use our smoothing algorithm to smooth the former part of the trajectory under vehicle kinematic constraints. Different from other smoothing algorithms, trajectories smoothed by our algorithm have guaranteed feasibility. This procedure is illustrated in Fig. 1.

A. Point Pursuit

In this paper, a basic algorithm is called 'point pursuit', which calculates the best turning angle to maneuver the car to get it closer to a particular point. Consider a vector (X, Y, θ) to indicate a car's state. X and Y is its position in a 2D surface, θ is the orientation. As shown in Fig. 2, the car's starting point is $P(0, 0, \frac{\pi}{2})$, the target point is $T(X_t, Y_t, \theta_t)$. The car will move 0.1 meters with a fixed turning angle ϕ to point $A(X_a, Y_a, \theta_a)$. Therefore, we need to find the best ϕ to make the distance between P and A as small as possible. The ϕ mentioned previously is an equivalent turning angle calculated by outer wheel turning angles ϕ_o and inner wheel turning angle ϕ_i.

$$X_a = R(1 - \cos\frac{Vt}{R}) \tag{1}$$

$$Y_a = R\sin\frac{Vt}{R} \tag{2}$$

$$\theta_a = \frac{\pi}{2} - \frac{Vt}{R} \tag{3}$$

$$R = \frac{L}{\tan\phi} \tag{4}$$

$$V = 0.1m/s,\ t = 1s \tag{5}$$

$$distance = (X_a - 0)^2 + (Y_a - 0)^2 + (\theta_a - \frac{\pi}{2})^2 \tag{6}$$

Algorithm 'point pursuit' will compute the best ϕ to minimize the distance. If this movement isn't collision-free, we will decrease ϕ to find a smaller collision-free ϕ_s and increase ϕ to find a larger collision-free ϕ_l. We will choose a better ϕ between the two ϕ which makes the point A closer to point P. This algorithm is shown in Algorithm 1.

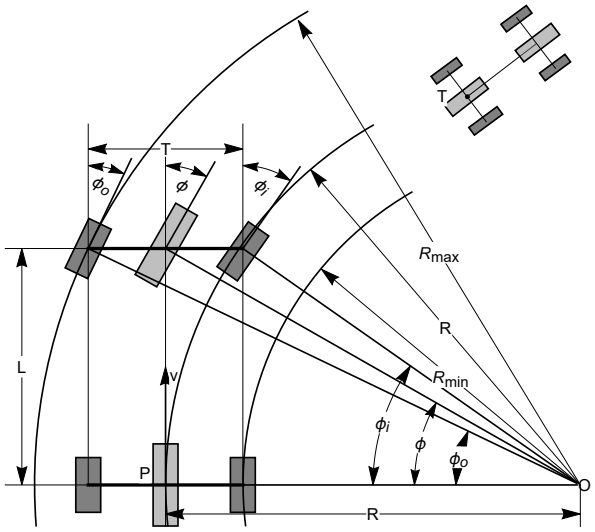


Fig. 2. Kinematic model in 'point pursuit' algorithm. It is based on Ackerman model. A car has four wheels and two equivalent wheels. The rear equivalent wheel determines the car's coordinates. In this figure, the car is positioned at the start point $(0, 0, \frac{\pi}{2})$.

B. Basic RRT

RRT was developed by Steven *et al.* [1], it is an algorithm designed to solve complex high dimensional motion planning problems by randomly building a space-filling tree. Firstly, the start point is the only point of the tree, the growing step is, we randomly sample a point P in free space and then choose the nearest point N in the tree to the sampled point P. Afterwards we find a feasible movement from point N to point A, making A and P be as close as possible. Then we add point A and the movement to the tree as a node and an edge. Repeating this process multiple times, the target point should be close enough to the tree. Then by backtracking the tree, we find a feasible path from the starting point to the target point. This algorithm is presented in Algorithm 2.

C. Model-based Target

In the basic RRT algorithm, when the distance between the car and the target is small but still larger than tolerance value θ, it takes a great amount of effort to reduce the distance even slightly. The generated trajectory will be complex, and the car will move forward and backward multiple times to adjust to a perfect position. In order to solve this problem, we put forward a model-based target, which expands the target point to a model-based tree. As shown in Fig. 3, this model-based tree has hundreds of nodes. The RRT tree needs to get close to anyone of the target tree's nodes. Then we connect the paths from RRT tree and target tree to generate the final trajectory. This expansion enables the algorithm to finish its task more easily and makes the obtained trajectory smoother. The last part of trajectory will be perfect because the target tree is generated by the well-defined model. The car will move to target position without any adjustment.

Algorithm 1 Point Pursuit

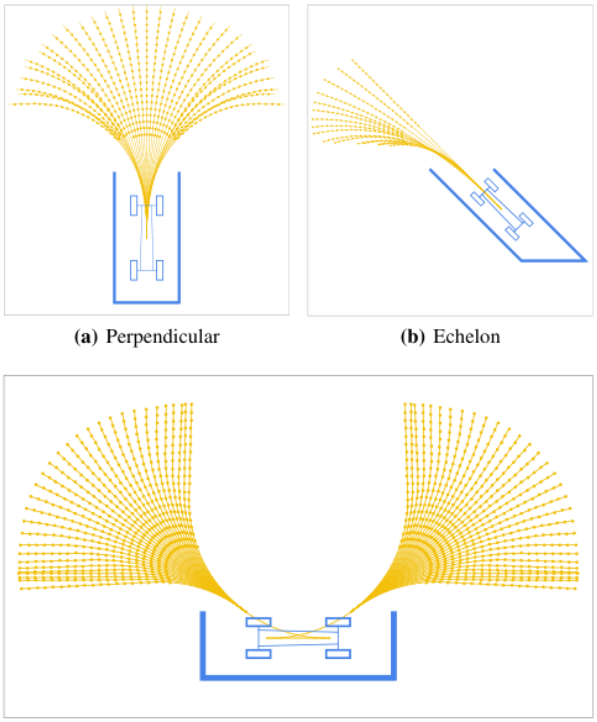
```
function POINT PURSUIT(N, P)
    movement ← argmin_distance(N, P)
    simulate_movement(movement)
    if collide then
        smaller ← movement.turning_angle
        larger ← movement.turning_angle
        while collide do
            smaller ← smaller − little
        end while
        while collide do
            larger ← larger + little
        end while
        ds ← distance(moving(smaller), P)
        dl ← 距離(移動(大きい), P )
        if ds < dl then
            movement.turning_angle ← smaller
        else
            movement.turning_angle ← larger
        end if
    end if
    A ← movement.destination
    E ← movement.path
    return A, E
end function
```

Algorithm 2 Basic RRT

```
Tree T ← startPoint
while distance(T,target_point) > tolerance_value do
    P ← random_choice( )
    N ← nearest_in_tree
    E, A ← 最適移動(N,P )
    T.add (E,A)
end while
T.backtrack( )
```

このアルゴリズムを実装するためには、ターゲットツリーを生成し、基本的なRRTの「ランダム選択」関数を再定義する必要がある。アルゴリズム3に示す。
ターゲットツリーを生成するために、駐車シナリオを垂直駐車、平行駐車、エシュロン駐車の3つのグループに分ける。各モデルは、あらかじめ定義されたいくつかの駐車ルートで構成されている。モデルを生成するために、車が駐車場内にすでに駐車していると想像し、次に、あらかじめ定義された様々な運転戦略で、駐車場から車を運転しようとする。この操作の後、数十の実行可能なドライビング・アウト・パスが得られ、各パスには20のノードがある。これらのドライブアウト経路をパーキングイン経路に逆変換すると、数十の経路と数百のノードを持つツリーが存在することになる。

- 垂直駐車：垂直駐車:垂直な駐車場から車を走らせる場合、しばらく直進した後、一定の旋回角度を保つことを考える。この角度は2*あたり-30*から30*に変化するので、31種類の線が得られる。



(a) Perpendicular (b) Echelon

(c) Parallel

図3. 数十のパスと数百のノードを持つモデルベースのターゲットツリー。

無衝突駐車を前提に、直線部分をできるだけ短く設定する。最後に、1行あたり20点をモデルのノードとして選ぶと、垂直モデルで620個のノードが得られる。

- 平行駐車：平行駐車:平行駐車の駐車場から車が追い出され、しばらく後方に移動した後、車体が駐車場から半分になるまで最大旋回角度を保つ。そして、残りの経路で-2*あたり-30*から30*までの一定の旋回角度を選ぶ。このパートでも31行620ノードが得られるが、平行駐車の駐車場に駐車した場合、2つの可能な向き方向があることを考慮し、得られたデータは62行1240ノードまで2倍になる。
- エシュロン駐車場：垂直駐車と同様に、エシュロン駐車場の車はしばらく直進し、その後一定の旋回角度を保つ。この状況下では、動き全体が後方にあるという違いがある。固定旋回角は2*あたり0*から30*に変化する。最終的に16行、320ノードが得られる。

D. 運動学的制約の下での平滑化

RRTツリーノードのランダムサンプリングのため、パスを複雑にする冗長なノードが常に存在する。したがって、それを平滑化できるアルゴリズムが必要である。この問題には、三次多項式[18]、五分位多項式[19]、[20]、ベジェ曲線[21]、[22]、[23]、Bスプライン[24]、クロソイド[25]など、すでにいくつかの平滑化アルゴリズムがある。

Algorithm 1 Point Pursuit

```
function POINT PURSUIT(N, P)
    movement ← argmin_distance(N, P)
    simulate_movement(movement)
    if collide then
        smaller ← movement.turning_angle
        larger ← movement.turning_angle
        while collide do
            smaller ← smaller − little
        end while
        while collide do
            larger ← larger + little
        end while
        ds ← distance(moving(smaller), P)
        dl ← distance(moving(larger), P)
        if ds < dl then
            movement.turning_angle ← smaller
        else
            movement.turning_angle ← larger
        end if
    end if
    A ← movement.destination
    E ← movement.path
    return A, E
end function
```

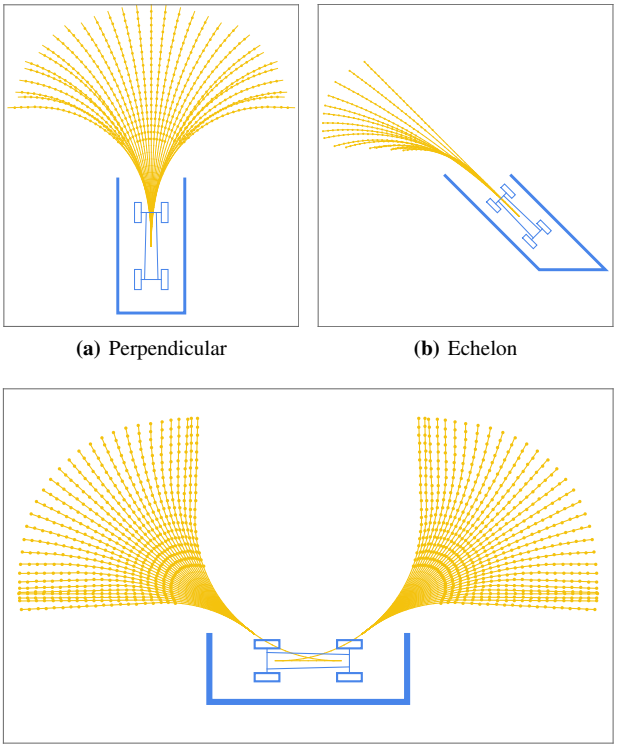
Algorithm 2 Basic RRT

```
Tree T ← startPoint
while distance(T,target_point) > tolerance_value do
    P ← random_choice( )
    N ← nearest_in_tree
    E, A ← best_movement(N,P)
    T.add (E,A)
end while
T.backtrack( )
```

To implement this algorithm, we need to generate a target tree and redefine the basic RRT's 'random choice' function. It is shown in Algorithm 3.

To generate the target tree, we divide the parking scenario into three groups: perpendicular parking, parallel parking and echelon parking. Each model is made up of a few pre-defined parking routes. To generate the models, we imagine the car is already parked within the parking lot, and then we try to drive the car out of the parking lot with various pre-defined driving strategies. After this operation, we will get dozens of feasible driving-out paths, and each path has twenty nodes. Reverse these driving-out paths to parking-in paths, there will be a tree with dozens of paths and hundreds of nodes.

- Perpendicular parking: Consider a car driving out of a perpendicular parking lot, it will go straight for sometime and then keep to a fixed turning angle. Since this angle changes from $-30°$ to $30°$ per $2°$, we will get 31 different lines. Under the premise of a collision-free parking process, we will set the straight part as short as possible. Finally, as we pick 20 points per line as nodes of the model, we will get 620 nodes in the perpendicular model.
- Parallel parking: A car is driving out of a parallel parking lot, it will move backward for a while and then keep a max turning angle until its body is half out of the parking lot. Then it will choose a fixed turning angle from $-30°$ to $30°$ per $2°$ at the rest of the path. In this part, we will also get 31 lines and 620 nodes, but considering that a car parking in a parallel parking lot would have two possible facing directions, the obtained data in our model is doubled up to 62 lines and 1240 nodes.
- Echelon parking: Similar to perpendicular parking, a car in an echelon parking lot will go straight for a while and then keep a fixed turning angle. The difference is that in this circumstance the whole movement is backward. The fixed turning angle changes from $0°$ to $30°$ per $2°$. we will finally get 16 lines and 320 nodes.



(a) Perpendicular **(b)** Echelon

(c) Parallel

Fig. 3. Model-based target tree with dozens of paths and hundreds of nodes.

D. Smoothing under Kinematic Constraint

Because of the random sampling of RRT tree nodes, there will always be some redundant nodes making the path complex. Therefore, we need an algorithm that can smooth it. There are already some smoothing algorithms for this problem, such as cubic polynomials [18], quintic polynomials [19], [20], Bezier curves [21], [22], [23], B-

アルゴリズム3 ランダム選択

```
r ← random(0,1)
if r < 0.5 then
    return random_point_in_free_space
else
ターゲットツリーのノードを返す(適切な順序) end if
```

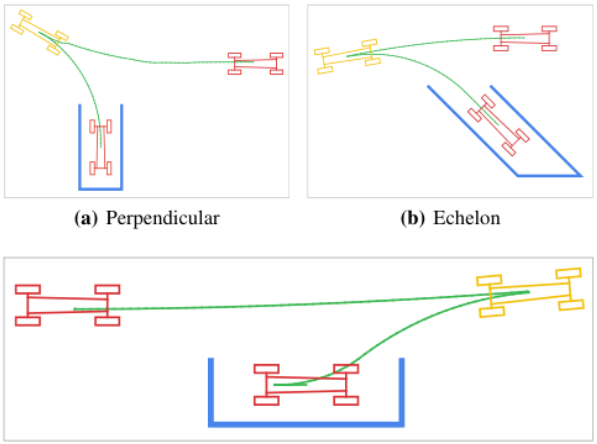
Long HanらもRRTに基づく駐車計画のための経路平滑化アルゴリズム[2]を提案している。これらのアルゴリズムはいずれも車の運動学的制約を無視しており、平滑化された経路が実行不可能になる可能性がある。これに対して、我々は、実現可能な経路の生成を保証する我々の提案する平滑化アルゴリズムにおいて、車両の運動学的制約を考慮し、取り組んだ。我々のアルゴリズムは、分割と征服の考え方に基づいている。まず、例えば、パスがN個のノードを持つ場合、Nステップ以内に「点追跡」アルゴリズムを使用して、始点から目標点への新しいパスを見つけようとする。成功した場合、新しいパスは元のパスより短くなる。成功しない場合は、パスを中間ノードから2つのパスに分割し、成功またはノードが1つしかないまで、各パスに対して同じ処理を実行する。得られたすべてのパスを接続すると、より滑らかなパスが得られる。点追従」アルゴリズムは車の運動学的制約下にあるため、生成された経路は実行可能である。

Algorithm 4 Smooth

```
function SMOOTH(path)
    if path just have one node then
        return path
    else
        new_path.add(path.start)
        while new_path is shorter than path do
            new_path.add( point_pursuit to path.end )
            if new_path reached path.end then
                return new_path
            end if
        end while
        path_1, path_2 ← divide(path)
        path_1 ← smooth(path_1)
        path_2 ← smooth(path_2)
        return connect(path_1,path_2)
    end if
end function
```

E. 駐車場計画

駐車場計画に関しては、基本的なRRTアルゴリズムを、前述のモデルベースツリーとスムースアルゴリズムで修正した。まず、我々のアルゴリズムは駐車タスクを3つの駐車シナリオのいずれかに割り当て、対応する関数を呼び出してターゲットツリーを成長させる。対象木のノードのリストはアルゴリズム3に送られる。最後に、RRTアルゴリズムを実行して、駐車経路を生成する。



(a) Perpendicular (b) Echelon

(c) Parallel

図4. 図4.3つの異なる駐車シナリオにおいて、我々のアルゴリズムが生成した駐車経路。

RRTの各ステップにおいて、アルゴリズム3はターゲット点を選択する。RRTは1000ステップごとにバイアスが許容値以下かどうかをチェックする。つまり、RRTは少なくとも1000ステップ実行されることになる。バイアスが許容値以下であれば、RRTアルゴリズムを終了し、パスを出力する前にパスを平滑化する平滑化アルゴリズムを開始する。

アルゴリズム5 駐車場計画

```
target_tree ← model_based_tree()
node_list ← target_tree.nodes
Tree T ← start_Point
while distance(T, target_point)> tolerance_value do
    for 1000 times do
        P ← random_choice(node_list)
        N ← nearest_node_in_tree
        E, A ← point_pursuit(N, P)
        T.add(E, A)
    end for
end while
RRT_path ← T.backtrack()
RRT_path ← smooth(RRT_path)
model_path ← target_tree.backtrack()
path ← RRT_path + model_path
return path
```

IV. Experiment

我々のアルゴリズムはC++でプログラムされ、Ubuntuオペレーティングシステムを搭載したパーソナルコンピュータ上で実行される。我々のアルゴリズムは駐車軌跡を生成することができる。垂直、平行、エシュロンの3つの典型的なシナリオでアルゴリズムをテストする。その結果を図4に示す。この結果を基本的なRRTと比較する。

Algorithm 3 Random Choice

```
r ← random(0,1)
if r < 0.5 then
    return random_point_in_free_space
else
    return nodes_in_target_tree(in proper order)
end if
```

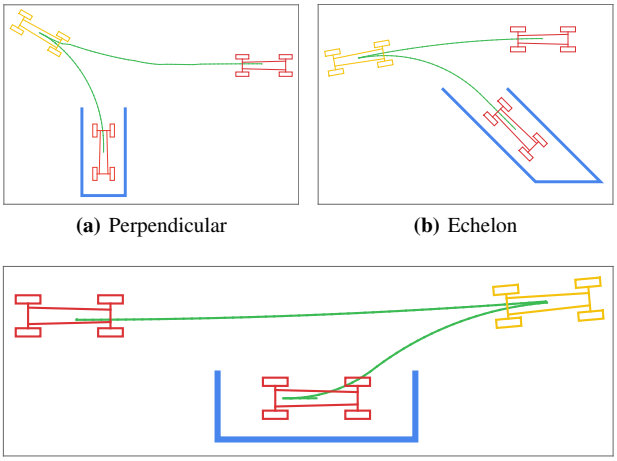
splines [24] and Clothoids [25]. Long Han *et al.* also proposed a path smoothing algorithm [2] for RRT-based parking planning. Both of these algorithms ignored the kinematic constraints of a car, which may cause the smoothed path to be unfeasible. By contrast, we have considered and worked on the vehicles kinematic constraints in our proposed smoothing algorithm, which ensures the generation of a feasible path. Our algorithm is based on the idea of Divide and Conquer. Firstly, for example, if the path has N nodes, we try to use 'point pursuit' algorithm within N steps to find a new path from start point to target point. If success, the new path is shorter than the original path. If not successful, we will divide the path into two paths from the mid-node and execute the same process to each path until success or they will have just one node. After connecting every resulting path, we will get a smoother path. The 'point pursuit' algorithm is under the car's kinematic constraints, so the generated path is feasible.

Algorithm 4 Smooth

```
function SMOOTH(path)
    if path just have one node then
        return path
    else
        new_path.add(path.start)
        while new_path is shorter than path do
            new_path.add( point_pursuit to path.end )
            if new_path reached path.end then
                return new_path
            end if
        end while
        path_1, path_2 ← divide(path)
        path_1 ← smooth(path_1)
        path_2 ← smooth(path_2)
        return connect(path_1,path_2)
    end if
end function
```

E. Parking Planning

As for parking planning, we modified the basic RRT algorithm with the model-based tree and smooth algorithm previously mentioned. Firstly, our algorithm will assign the parking task to one of three parking scenarios, and then corresponding functions are called to grow the target tree. A list of nodes in the target tree will be sent to the Algorithm 3. Finally, we will run the RRT algorithm to generate a parking path. In every step of RRT, the Algorithm 3 will choose a target point for it. RRT will check if the bias is under the tolerance value after every 1000 steps, which means that the RRT will run at least 1000 steps. If the bias is under the tolerance value, the RRT algorithm is terminated and we will start the smoothing algorithm to smooth the path before outputting it.



(a) Perpendicular **(b)** Echelon

(c) Parallel

Fig. 4. A parking path generated by our algorithm in three different parking scenarios.

Algorithm 5 Parking Planning

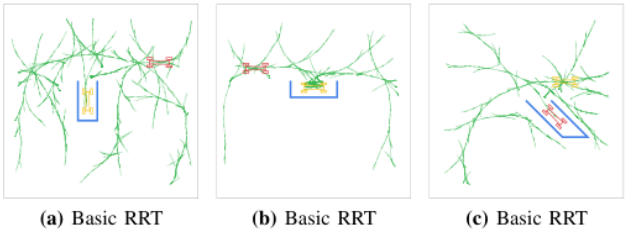
```
target_tree ← model_based_tree()
node_list ← target_tree.nodes
Tree T ← start_Point
while distance(T, target_point)> tolerance_value do
    for 1000 times do
        P ← random_choice(node_list)
        N ← nearest_node_in_tree
        E, A ← point_pursuit(N, P)
        T.add(E, A)
    end for
end while
RRT_path ← T.backtrack()
RRT_path ← smooth(RRT_path)
model_path ← target_tree.backtrack()
path ← RRT_path + model_path
return path
```

IV. Experiment

Our algorithm is programmed in C++ and executed on a personal computer with Ubuntu operating system. Our algorithm can generate the parking trajectory. We test the algorithm in three typical scenarios: perpendicular, parallel and echelon. The result is shown in Fig. 4. We will compare the result with basic RRT.

表1：ステップと時間コスト

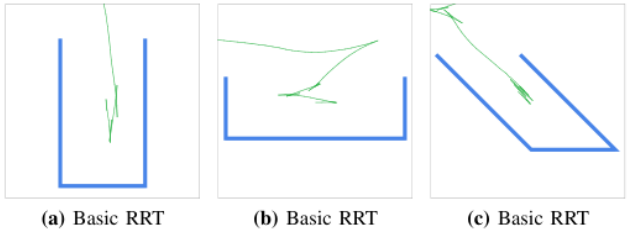
Scenarios	垂直的パーキング		Parallel Parking		Echelon Parking	
Target Type	Target Point	モデルベースのターゲット	Target Point	Model-based Target	Target Point	Model-based Target
Max Steps	9000	1000	5000	1000	13000	1000
Min Steps	4000	1000	2000	1000	6000	1000
Average Steps	6250	1000	3000	1000	8750	1000
Max Time	4.85s	0.20s	2.28s	0.23s	10.30s	0.20s
Min Time	1.46s	0.12s	0.13s	0.17s	2.98s	0.17s
Average Time	2.54s	0.17s	0.92s	0.20s	5.28s	0.18s



(a) Basic RRT (b) Basic RRT (c) Basic RRT

(d) 提案手法 (e) Proposed method (f) Proposed method

図5. 2つのアルゴリズムによる3つの異なる駐車シナリオでの探索空間。(a), (b), (c) は基本RRTの探索空間、(d), (e), (f) は本アルゴリズムの探索空間である。この検索された空間には、ターゲットツリーの枝は含まれていない。



(a) Basic RRT (b) Basic RRT (c) Basic RRT

(d) 提案手法 (e) Proposed method (f) Proposed method

図6. パスの最終部分。(a), (b), (c) は基本RRTによって生成され、非常に複雑である。車は完璧な位置に調整するために、前方および後方へ複数回移動する。(d), (e), (f)は我々のアルゴリズムによって生成される。非常に滑らかで、車も1回だけ移動して目標位置に到達できる。

A. モデルベース目標

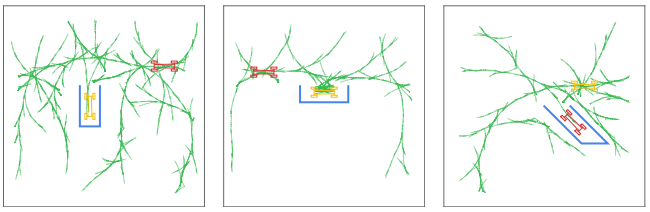
我々の実験では、モデルベースのターゲットには主に2つの利点がある。まず、ターゲットツリーが駐車場の障害物からターゲットポイントを拡張し、ターゲットポイントを1点から数百ノードに拡張することで、RRTツリーがターゲットに到達しやすく、かつ迅速に到達できるようになる。そして、RRTツリーは、ターゲットツリーに十分に近づくために、より少ないステップでより小さな空間を探索する必要がある。検索された空間を図5に示す。一般に、対象木の枝が多ければ多いほど、探索に必要な空間は小さくなる。探索空間とステップが縮小されるため、本アルゴリズムは高速化を実現する。基本RRTと比較した我々のアルゴリズムのステップと時間コストを表Iに示す。数百回のテストの結果、基本RRTは数千ステップを要し、いくつかの悪い条件では1万ステップ以上かかることが確認された。これに対し、我々のアルゴリズムは常に1000ステップを要し、決して失敗することはない。前述したように、我々のアルゴリズムは1000ステップまでに停止しない。通常、基本的なRRTの計算には0.13秒～10秒かかるが、我々の計算には常に0.2秒程度かかる。

次に、駐車経路の最終部分はよりスムーズで、安全なマージンも大きくなる。その理由は以下の通りである:すべてのRRTアルゴリズムはパスに接続ゾーンを持つ。RRTツリーは接続ゾーン内のターゲットポイントに接続する。基本的なRRTでは、接続ゾーンはターゲット点の周囲にあるが、我々のアルゴリズムでは、RRTツリーがモデルベースのターゲットツリーに接続する場所である。基本的なRRTにおける駐車経路の最後の部分には接続ゾーンが含まれるため、非常に複雑である。車両は駐車場内で複数回前進・後退し、適切な位置に調整する。通常、駐車場内では狭いので、調整によって衝突を起こすことがある。我々のアルゴリズムの最後の部分は、よく定義されたモデルから生成され、非常に滑らかで人間らしい。車両は1歩で完璧な位置に移動する。

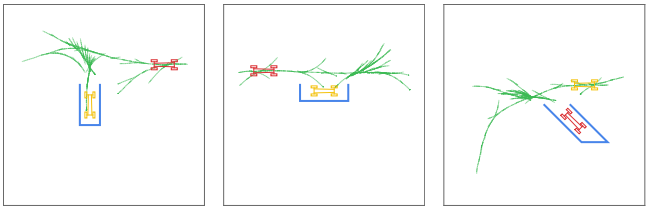
パスの最後の部分を図6に示す。我々のアルゴリズムの接続ゾーンは駐車場の外にあり、そこではより広く、より安全である。ターゲットツリーには数百のノードがあり、接続が非常に簡単である。

TABLE I: STEPS AND TIME COST

Scenarios	Perpendicular Parking		Parallel Parking		Echelon Parking	
Target Type	Target Point	Model-based Target	Target Point	Model-based Target	Target Point	Model-based Target
Max Steps	9000	1000	5000	1000	13000	1000
Min Steps	4000	1000	2000	1000	6000	1000
Average Steps	6250	1000	3000	1000	8750	1000
Max Time	4.85s	0.20s	2.28s	0.23s	10.30s	0.20s
Min Time	1.46s	0.12s	0.13s	0.17s	2.98s	0.17s
Average Time	2.54s	0.17s	0.92s	0.20s	5.28s	0.18s

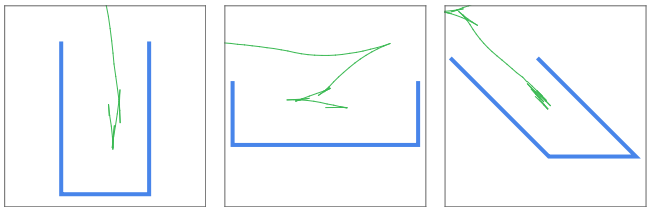


(a) Basic RRT **(b)** Basic RRT **(c)** Basic RRT

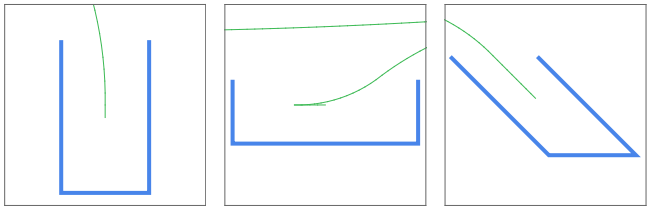


(d) Proposed method **(e)** Proposed method **(f)** Proposed method

Fig. 5. Searched space in three different parking scenarios with two algorithms. (a), (b), (c) is the searched space of basic RRT; (d), (e), (f) is the searched space of our algorithm. This searched space doesn't include the branches in target tree.



(a) Basic RRT **(b)** Basic RRT **(c)** Basic RRT



(d) Proposed method **(e)** Proposed method **(f)** Proposed method

Fig. 6. The final part of the path. (a), (b), (c) is generated by basic RRT, which is very complex. The car will move forward and backward multiple times to adjust into a perfect position. (d), (e), (f) is generated by our algorithm. It is very smooth, the car can get to the target position in just one movement.

A. Model-based Target

In our experiment, there are two main advantages in the model-based target. Firstly, the target tree extends the target point out of the parking lot obstacles and expands the target point from one point to hundreds of nodes, which makes the RRT tree easier and quicker in reaching its target. Then the RRT tree needs to search a smaller space with fewer steps to get close enough to the target tree. The searched space is shown in Fig. 5. Generally, the more branches in the target tree, the smaller space needed to search, because of the reduction of search space and steps, our algorithm will have a speed boost. The steps and time cost in our algorithm compared to basic RRT is presented in Table I. After hundreds of tests, we confirmed that the basic RRT takes thousands of steps, and in some worse conditions, it takes even over ten thousands of steps. In comparison, our algorithm always takes 1000 steps and never fail. As previously mentioned, our algorithm will not stop before 1000 steps. Usually, the basic RRT costs 0.13s $\sim$ 10s for calculation, ours always takes about 0.2s.

Secondly, the final part of our parking path is more smooth and the safe margin is bigger. The reason is as follows: every RRT algorithm has a connection zone in the path. The RRT tree will connect to the target point in the connection zone. In basic RRT, the connection zone is around the target point, while in our algorithm it is the place where the RRT tree connects to the model-based target tree. The final part of parking path in basic RRT includes the connection zone, resulting in it being extremely complex. The vehicle will move forward and backward multiple times inside parking lot to adjust to a suitable position. Since it is usually narrower inside the parking lot, the adjustment may cause a collision. The final part of our algorithm is generated from the well defined model, very smooth and human-like. The vehicle will move into a perfect position in just one step.

The last part of the path is shown in Fig. 6. The connection zone of our algorithm is outside the parking lot, where it is much wider and safer. The target tree has hundreds of nodes, which makes it much easier to connect. The connection

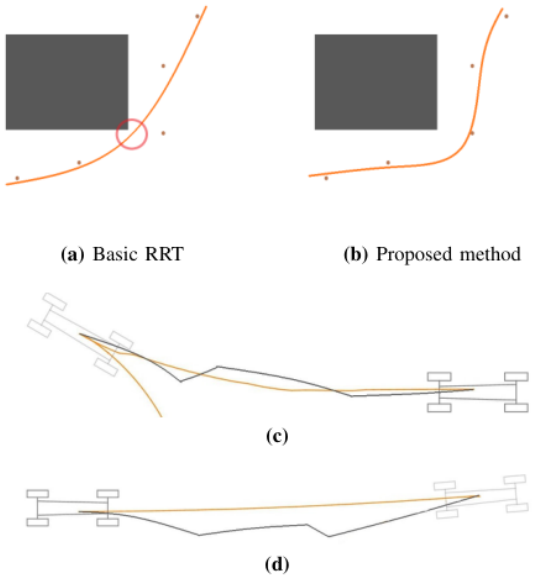


図7. 平滑化アルゴリズムのデモ(a)は従来の平滑化アルゴリズムで平滑化した経路を示す。カーブを滑らかにする経路を激しく歪めると、赤いゾーンで衝突する。(b)は我々のアルゴリズムによって平滑化された経路を示す。(c),(d)において、黒線は平滑化前の経路、オレンジ線は我々の平滑化アルゴリズムによって平滑化された経路である。

接続ゾーンも非常に滑らかになる。本アルゴリズムの接続ゾーンを図4に示す。

B. 車両の運動学的制約による平滑化

サンプルベース計画アルゴリズムの欠点は、パスの各セグメントがランダムな方向にあるため、パスが複雑になり、冗長なノードが発生することである。前述したように、このアルゴリズムにはいくつかの平滑化アルゴリズムが既に存在する。これらの平滑化アルゴリズムにはどちらも共通の欠点があり、運動学的制約を考慮しない一方で、滑らかな曲線への経路を激しく歪める。図7に示すように、歪みはある点で衝突を引き起こす可能性がある。我々の平滑化アルゴリズムは、点追従アルゴリズムを用いて、RRTによって生成された経路に基づいて経路を再計画した。第III部で述べたように、我々のアルゴリズムによって平滑化された経路は実現可能である。平滑化前後の経路を図7に示す。この手順の後、経路がより滑らかになっていることがわかる。図8において、自動車が予め平滑化された経路で操縦しているとき、前輪の旋回角度は-30*から30*の間で揺れ、車の顔角度も揺れる。しかし、この2つの角度は、平滑化された経路では、はるかに安定で人間的である。

C. 複雑な駐車シナリオ

我々は、様々な複雑な駐車シナリオで我々のアルゴリズムをテストした。限られたスペースの狭いスロットを含む。図9に示すように、我々のアルゴリズムはこのような環境では非常によく機能する。

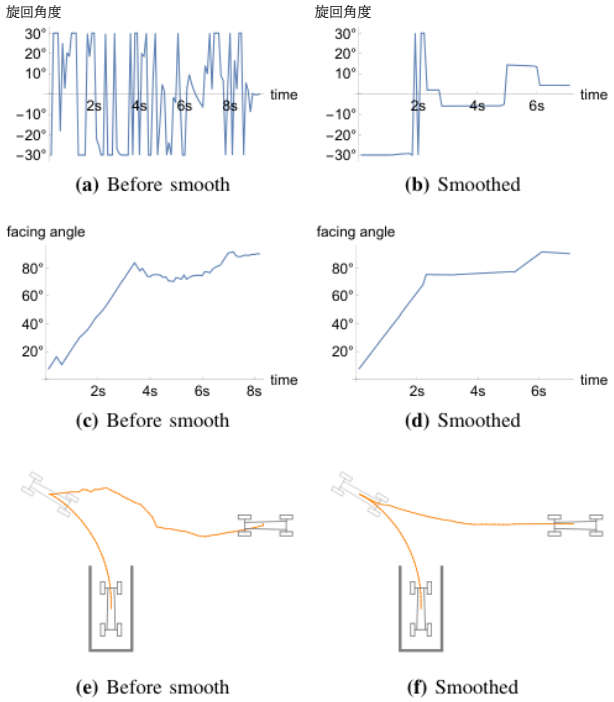


図8. 駐車場における車の旋回角度と対向角度。(a),(b)は平滑化処理前後のフロントホイールの旋回角度を示す。(c),(d)は平滑化処理前後の車の向き角を示す。(e), (f)は対応する経路を示す。ターゲットツリーから生成されるパスは平滑化する必要がないことに注意。(b)のように回転角の急激な変化を制御するために、将来的にいくつかの制約を加える予定である。

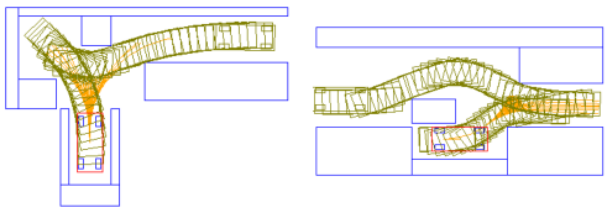
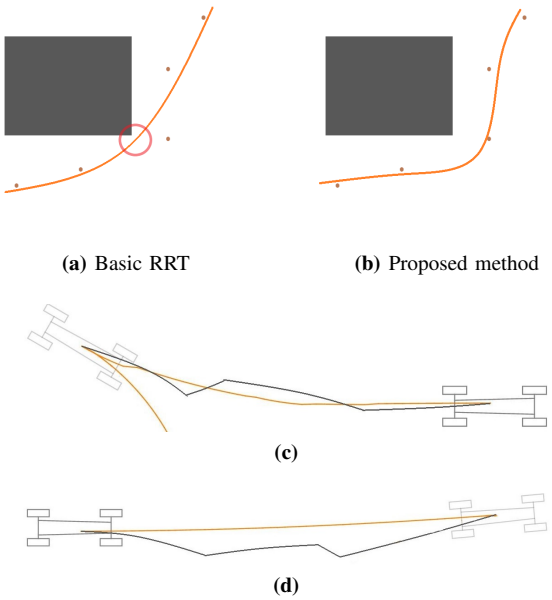


図9. この図は、超狭帯域駐車シナリオにおいて、我々のアルゴリズムが計画したいくつかの経路を示している。赤い長方形が目的地である。

V. Cv. 結論と今後の課題

本論文では、RRTアルゴリズムに想像力を導入し、ターゲット点をモデルベースのターゲットツリーに拡張することで、アルゴリズムをより迅速に、生成された軌跡をより滑らかにする。また、実現可能な軌道を生成するために、車両の運動学的制約を考慮した平滑化アルゴリズムを提案した。

我々の方法にはまだいくつかの欠点がある。例えば、我々の車は一定の速度で運転しなければならない。



(a) Basic RRT **(b)** Proposed method

(c)

(d)

Fig. 7. Demo of smoothing algorithm. (a) shows the path smoothed by traditional smoothing algorithm. Violently distorting the path to smoothly curve results in collision in the red zone. (b) shows the path smoothed by our algorithm. In (c), (d), the black line is the path before smooth, and the orange line is the path smoothed by our smoothing algorithm.

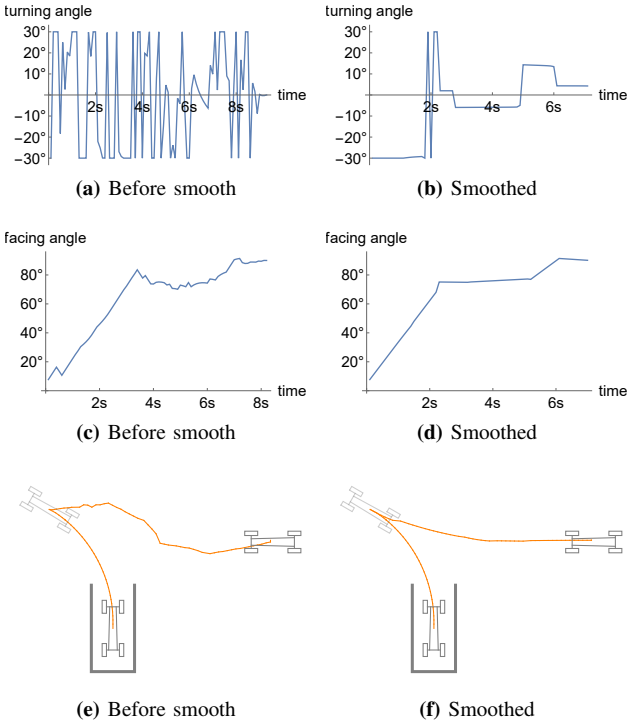
zone will also be very smooth. The connection zone of our algorithm is shown in Fig. 4.

B. Smoothing with Vehicle Kinematic Constraints

One drawback of sample-based planning algorithms is that every segment of the path is in a random direction, which makes the path complex and causes redundant nodes. As mentioned before, There are already some smoothing algorithms for it. Both of these smoothing algorithms have a common drawback, they violently distort the path into a smooth curve, while not considering the kinematic constraint. As shown in Fig. 7, the distortion can result in collision at some point. Our smoothing algorithm used the point_pursuit algorithm to re-plan a path based on the path generated by RRT. As mentioned in part III, paths smoothed by our algorithm will be feasible. The path before and after smoothing is presented in Fig. 7. We can see the path is much smoother after the procedure. From the car's moving perspective, in Fig. 8, when it is maneuvering in the pre-smoothed path, the turning angle of the front wheel will shake between $-30°$ and $30°$, the facing angle of the car will also shake. But these two angles will be far more stable and human-like in the smoothed path.

C. Complex Parking Scenarios

We have tested our algorithm in various complex parking scenarios. Including narrow slot of highly limited space. As shown in Fig. 9, our algorithm works very well in such an environment.

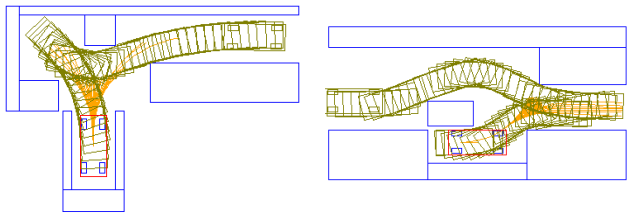


(a) Before smooth **(b)** Smoothed

(c) Before smooth **(d)** Smoothed

(e) Before smooth **(f)** Smoothed

Fig. 8. Turning angles and facing angles of the car during parking. (a), (b) show the turning angles of the front wheel before and after smoothing procedure. (c), (d) show the facing angles of the car before and after smoothing procedure. (e), (f) show the corresponding path. Note that the path generated from target tree does not need to be smoothed. We will add some constrains in future to control the abrupt change of turning angle like in (b).



(a) **(b)**

Fig. 9. This figure shows some paths planed by our algorithm in super narrow parking scenarios. The red rectangle is the destination.

V. Conclusion and Future Works

This paper introduced imagination into RRT algorithm to expand the target point to a model-based target tree, which makes the algorithm quicker and the generated trajectory smoother. We also proposed a smoothing algorithm considering vehicle kinematic constraints to generate feasible trajectory.

Our method still has some drawbacks, for example our car has to drive with a fixed speed. In the future we will use deep

将来的には、深層強化学習を用いて車速を連続値に一般化し、未知の空間を探索して、利用可能な駐車場を特定する予定である。また、我々のアルゴリズムを実世界でテストする。

REFERENCES

[1] S. M. Lavalle, "Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning," Tech. Rep., 1998.

[2] L. Han, Q. H. Do, and S. Mita, "Unified path planner for parking an autonomous vehicle based on rrt," in *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*. IEEE, 2011, pp. 5622–5627.

[3] S. M. Lavalle, J. J. Kuffner, and Jr., "Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects," in *Algorithmic and Computational Robotics: New Directions*, 2000, pp. 293–308.

[4] Y. Song and C. Liao, "Analysis and review of state-of-the-art automatic parking assist system," in *Vehicular Electronics and Safety (ICVES), 2016 IEEE International Conference on*. IEEE, 2016, pp. 1–6.

[5] L. E. Dubins, "On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents," *American Journal of mathematics*, vol. 79, no. 3, pp. 497–516, 1957.

[6] J. Reeds and L. Shepp, "Optimal paths for a car that goes both forwards and backwards," *Pacific journal of mathematics*, vol. 145, no. 2, pp. 367–393, 1990.

[7] D. González, J. Pérez, V. Milanés, and F. Nashashibi, "A review of motion planning techniques for automated vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 4, pp. 1135–1145, 2016.

[8] J. Bohren, T. Foote, J. Keller, A. Kushleyev, D. Lee, A. Stewart, P. Vernaza, J. Derenick, J. Spletzer, and B. Satterfield, "Little ben: The ben franklin racing team's entry in the 2007 darpa urban challenge," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, no. 9, pp. 598–614, 2008.

[9] A. Bacha, C. Bauman, R. Faruque, M. Fleming, C. Terwelp, C. Reinholtz, D. Hong, A. Wicks, T. Alberi, D. Anderson *et al.*, "Odin: Team victortango's entry in the darpa urban challenge," *Journal of field Robotics*, vol. 25, no. 8, pp. 467–492, 2008.

[10] M. Montemerlo, J. Becker, S. Bhat, H. Dahlkamp, D. Dolgov, S. Ettinger, D. Haehnel, T. Hilden, G. Hoffmann, B. Huhnke *et al.*, "Junior: The stanford entry in the urban challenge," *Journal of field Robotics*, vol. 25, no. 9, pp. 569–597, 2008.

[11] P. Petrov and F. Nashashibi, "Modeling and nonlinear adaptive control for autonomous vehicle overtaking," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, no. 4, pp. 1643–1656, 2014.

[12] S. Chen, S. Zhang, J. Shang, B. Chen, and N. Zheng, "Brain-inspired cognitive model with attention for self-driving cars," *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2017.

[13] S. Chen, J. Shang, S. Zhang, and N. Zheng, "Cognitive map-based model: Toward a developmental framework for self-driving cars," in *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2017 IEEE 20th International Conference on*. IEEE, 2017, pp. 1–8.

[14] D. Dolgov, S. Thrun, M. Montemerlo, and J. Diebel, "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] S. Karaman and E. Frazzoli, "Sampling-based algorithms for optimal motion planning," *The international journal of robotics research*, vol. 30, no. 7, pp. 846–894, 2011.

[16] Y. Kuwata, J. Teo, G. Fiore, S. Karaman, E. Frazzoli, and J. P. How, "Real-time motion planning with applications to autonomous urban driving," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 17, no. 5, pp. 1105–1118, 2009.

[17] A. Yershova, L. Jaillet, T. Siméon, and S. M. LaValle, "Dynamic-domain rrts: Efficient exploration by controlling the sampling domain," in *Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on*. IEEE, 2005, pp. 3856–3861.

[18] S. Thrun, M. Montemerlo, H. Dahlkamp, D. Stavens, A. Aron, J. Diebel, P. Fong, J. Gale, M. Halpenny, G. Hoffmann *et al.*, "Stanley: The robot that won the darpa grand challenge," in *The 2005 DARPA Grand Challenge*. Springer, 2007, pp. 1–43.

[19] C. Urmson, J. Anhalt, D. Bagnell, C. Baker, R. Bittner, M. Clark, J. Dolan, D. Duggins, T. Galatali, C. Geyer *et al.*, "Autonomous driving in urban environments: Boss and the urban challenge," in *The DARPA Urban Challenge*. Springer, 2009, pp. 1–59.

[20] E. Papadopoulos, I. Poulakakis, and I. Papadimitriou, "On path planning and obstacle avoidance for nonholonomic platforms with manipulators: A polynomial approach," *the International Journal of Robotics research*, vol. 21, no. 4, pp. 367–383, 2002.

[21] K. Yang and S. Sukkarieh, "An analytical continuous-curvature path-smoothing algorithm," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 26, no. 3, pp. 561–568, 2010.

[22] K. Jolly, R. S. Kumar, and R. Vijayakumar, "A bezier curve based path planning in a multi-agent robot soccer system without violating the acceleration limits," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 1, pp. 23–33, 2009.

[23] K. Yang, D. Jung, and S. Sukkarieh, "Continuous curvature path-smoothing algorithm using cubic b zier spiral curves for non-holonomic robots," *Advanced Robotics*, vol. 27, no. 4, pp. 247–258, 2013.

[24] T. Maekawa, T. Noda, S. Tamura, T. Ozaki, and K.-i. Machida, "Curvature continuous path generation for autonomous vehicle using b-spline curves," *Computer-Aided Design*, vol. 42, no. 4, pp. 350–359, 2010.

[25] Y. Kanayama and B. I. Hartman, "Smooth local path planning for autonomous vehicles," in *Autonomous robot vehicles*. Springer, 1990, pp. 62–67.

reinforcement learning to generalize the vehicle speed to a continuous value and explore an unknown space to locate an available parking lot. We will also test our algorithm in the real world.

REFERENCES

[1] S. M. Lavalle, "Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning," Tech. Rep., 1998.

[2] L. Han, Q. H. Do, and S. Mita, "Unified path planner for parking an autonomous vehicle based on rrt," in *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*. IEEE, 2011, pp. 5622–5627.

[3] S. M. Lavalle, J. J. Kuffner, and Jr., "Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects," in *Algorithmic and Computational Robotics: New Directions*, 2000, pp. 293–308.

[4] Y. Song and C. Liao, "Analysis and review of state-of-the-art automatic parking assist system," in *Vehicular Electronics and Safety (ICVES), 2016 IEEE International Conference on*. IEEE, 2016, pp. 1–6.

[5] L. E. Dubins, "On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents," *American Journal of mathematics*, vol. 79, no. 3, pp. 497–516, 1957.

[6] J. Reeds and L. Shepp, "Optimal paths for a car that goes both forwards and backwards," *Pacific journal of mathematics*, vol. 145, no. 2, pp. 367–393, 1990.

[7] D. González, J. Pérez, V. Milanés, and F. Nashashibi, "A review of motion planning techniques for automated vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 4, pp. 1135–1145, 2016.

[8] J. Bohren, T. Foote, J. Keller, A. Kushleyev, D. Lee, A. Stewart, P. Vernaza, J. Derenick, J. Spletzer, and B. Satterfield, "Little ben: The ben franklin racing team's entry in the 2007 darpa urban challenge," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, no. 9, pp. 598–614, 2008.

[9] A. Bacha, C. Bauman, R. Faruque, M. Fleming, C. Terwelp, C. Reinholtz, D. Hong, A. Wicks, T. Alberi, D. Anderson *et al.*, "Odin: Team victortango's entry in the darpa urban challenge," *Journal of field Robotics*, vol. 25, no. 8, pp. 467–492, 2008.

[10] M. Montemerlo, J. Becker, S. Bhat, H. Dahlkamp, D. Dolgov, S. Ettinger, D. Haehnel, T. Hilden, G. Hoffmann, B. Huhnke *et al.*, "Junior: The stanford entry in the urban challenge," *Journal of field Robotics*, vol. 25, no. 9, pp. 569–597, 2008.

[11] P. Petrov and F. Nashashibi, "Modeling and nonlinear adaptive control for autonomous vehicle overtaking," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, no. 4, pp. 1643–1656, 2014.

[12] S. Chen, S. Zhang, J. Shang, B. Chen, and N. Zheng, "Brain-inspired cognitive model with attention for self-driving cars," *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2017.

[13] S. Chen, J. Shang, S. Zhang, and N. Zheng, "Cognitive map-based model: Toward a developmental framework for self-driving cars," in *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2017 IEEE 20th International Conference on*. IEEE, 2017, pp. 1–8.

[14] D. Dolgov, S. Thrun, M. Montemerlo, and J. Diebel, "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] S. Karaman and E. Frazzoli, "Sampling-based algorithms for optimal motion planning," *The international journal of robotics research*, vol. 30, no. 7, pp. 846–894, 2011.

[16] Y. Kuwata, J. Teo, G. Fiore, S. Karaman, E. Frazzoli, and J. P. How, "Real-time motion planning with applications to autonomous urban driving," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 17, no. 5, pp. 1105–1118, 2009.

[17] A. Yershova, L. Jaillet, T. Siméon, and S. M. LaValle, "Dynamic-domain rrts: Efficient exploration by controlling the sampling domain," in *Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on*. IEEE, 2005, pp. 3856–3861.

[18] S. Thrun, M. Montemerlo, H. Dahlkamp, D. Stavens, A. Aron, J. Diebel, P. Fong, J. Gale, M. Halpenny, G. Hoffmann *et al.*, "Stanley: The robot that won the darpa grand challenge," in *The 2005 DARPA Grand Challenge*. Springer, 2007, pp. 1–43.

[19] C. Urmson, J. Anhalt, D. Bagnell, C. Baker, R. Bittner, M. Clark, J. Dolan, D. Duggins, T. Galatali, C. Geyer *et al.*, "Autonomous driving in urban environments: Boss and the urban challenge," in *The DARPA Urban Challenge*. Springer, 2009, pp. 1–59.

[20] E. Papadopoulos, I. Poulakakis, and I. Papadimitriou, "On path planning and obstacle avoidance for nonholonomic platforms with manipulators: A polynomial approach," *the International Journal of Robotics research*, vol. 21, no. 4, pp. 367–383, 2002.

[21] K. Yang and S. Sukkarieh, "An analytical continuous-curvature path-smoothing algorithm," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 26, no. 3, pp. 561–568, 2010.

[22] K. Jolly, R. S. Kumar, and R. Vijayakumar, "A bezier curve based path planning in a multi-agent robot soccer system without violating the acceleration limits," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 1, pp. 23–33, 2009.

[23] K. Yang, D. Jung, and S. Sukkarieh, "Continuous curvature path-smoothing algorithm using cubic b zier spiral curves for non-holonomic robots," *Advanced Robotics*, vol. 27, no. 4, pp. 247–258, 2013.

[24] T. Maekawa, T. Noda, S. Tamura, T. Ozaki, and K.-i. Machida, "Curvature continuous path generation for autonomous vehicle using b-spline curves," *Computer-Aided Design*, vol. 42, no. 4, pp. 350–359, 2010.

[25] Y. Kanayama and B. I. Hartman, "Smooth local path planning for autonomous vehicles," in *Autonomous robot vehicles*. Springer, 1990, pp. 62–67.