

指導教員印

2025年度卒業論文

加速度推定機能を組み込んだ ポテンシャル法による動的障害物回避手法 の構築

Dynamic Obstacle Avoidance Using a Potential Field Method
Incorporating Acceleration Estimation

2025年12月8日

東京都市大学 情報工学部
情報科学科
自動制御研究室

大屋 英稔 教授
星 義克 講師

2221103 矢口 雄大

概要

近年、自動走行ロボットの研究が盛んに行われている。特に物流業界では自動配送ロボットの実用化に向けた開発や法律の改正が進められており、トラック運転手の長時間労働是正や物流分野の人手不足の緩和が期待される。

自動配送ロボットの社会実装には未知環境における安全な経路生成が不可欠である。大局的経路計画やニューラルネットワークを用いた方法があるが、大局的経路計画では曲がり角付近で障害物に接近しすぎる問題がある。また、ニューラルネットワークは学習に多くのデータと時間を要する。そのため、これらの手法は未知環境下でのリアルタイムな経路生成には不向きである。一方、ポテンシャル法は計算量が少なくリアルタイム性に優れた手法である。

本研究では、加速度推定機能を組み込んだポテンシャル法による動的障害物回避手法の構築を目的とする。加速度推定を導入することで、障害物の将来的な運動をより高精度に予測し、動的環境下においてより滑らかで安全な経路生成を実現する手法を提案し、最後にシミュレーションによって提案する手法の有効性を検証する。

In recent years, research on autonomous mobile robots has been actively conducted. In particular, in the logistics industry, the development and legal reforms toward the practical use of autonomous delivery robots have been progressing, which are expected to help reduce the long working hours of truck drivers and alleviate labor shortages.

For the social implementation of autonomous delivery robots, safe path generation in unknown environments is essential. Although methods such as global path planning and neural networks have been proposed, global path planning tends to cause robots to approach obstacles too closely at corners, and neural networks require a large amount of training data and time. Therefore, these methods are not suitable for real-time path generation in unknown environments. On the other hand, the potential field method is a lightweight algorithm with low computational cost and excellent real-time performance.

This study aims to construct a dynamic obstacle avoidance method based on the potential field approach incorporating acceleration estimation. By introducing acceleration estimation, the robot can predict the future motion of obstacles more accurately, enabling smoother and safer path generation in dynamic environments. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified through simulation.

目次

1	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	3
2	従来研究	4
2.1	ポテンシャル場の勾配	4
2.2	従来研究 [6]	6
2.2.1	制御対象のロボット	6
2.2.2	障害物の予測と壁沿い走行	6
2.3	従来研究 [7]	7
2.3.1	障害物の裏側への回り込み走行	7
2.3.2	障害物のパラメータの設定	8
2.4	従来研究 [9]	9
2.4.1	速度推定と動的障害物の予測	9
2.4.2	仮ゴールの設定	9
3	提案する手法	11
3.1	センサ距離の設定	11
3.2	動的障害物の将来位置予測	12
3.3	提案手法アルゴリズム	13
4	シミュレーション	14
4.1	シミュレーション結果と考察	14
4.1.1	横方向に等加速で進行する障害物の回避	14
4.1.2	斜め方向に等加速で進行する障害物の回避	16
4.1.3	横方向の往復移動をする障害物の回避	17
4.1.4	横方向に等加速で進行する障害物と静的障害物の回避	18
4.1.5	横方向に等速で進行する障害物の回避	19

5 結論	21
参考文献	22

1 はじめに

1.1 研究背景

近年、自動走行ロボットの研究が盛んに行われている。特に物流業界では、自動配送ロボットの実用化に向けた開発や法律の改正が進められている [1]。これにより、トラック運転手の長時間労働の是正や物流分野の人手不足の緩和が期待される。このような背景から、物流業界では労働力不足を補う手段として、自動配送ロボットの社会実装が強く期待されている。そこで社会実装を実現するために、未知環境下や未知障害物の存在下において、安全かつ安定した経路を生成する必要がある。特に、動的障害物を考慮した経路生成を行う場合は障害物の検出を行い、その移動を適切に予測することが重要となる。

移動ロボットにおける障害物回避のための経路生成手法として、大局的経路計画やニューラルネットワーク、時空間 RRT、ポテンシャル法を用いた方法がある。大局的経路計画では、ロボットが地図全体などの環境情報をすでに把握している場合において、スタートからゴールまでの最適な経路をあらかじめ計算して求める手法である。この手法では、静的環境下では非常に有効だが、動的障害物が存在する場合には障害物の移動のたびに経路を再計算する必要がある、計算コストが高くなるという欠点がある [2]。次にニューラルネットワークを用いた方法では、多層パーセプトロン (MLP) などのモデルを使用し、静的および動的障害物のある環境下で、ロボットの経路と速度を効率的に生成する手法が提案されている [3]。このアプローチは、一度ネットワークの学習が完了すれば動的な環境においても少ない計算時間で経路を生成できるという利点を持つ。しかし、ニューラルネットワークの一般的な欠点として、学習に多くのデータと時間を要するという課題がある。また、RRT (Rapidly-exploring Random Tree) を二次元平面から時間軸を含む空間へ拡張した時空間 RRT も提案されている [4]。これは位置だけでなく時間情報を考慮して探索を行うため、他ロボットとの衝突回避や譲り合いといった動的状況に対応した軌道生成が可能である。しかし、サンプリングベース手法の一般的な課題として探索空間が高次元になるにつれて計算量が増大し、リアルタイム処理が難しい場面も存在する。一方で、ポテンシャル法 [5] は、目的地からの引力および障害物からの斥力によって構成されるポテンシャル場を生成し、ロボットがそのポテンシャル場の勾配に従って移動することで、目的地への経路

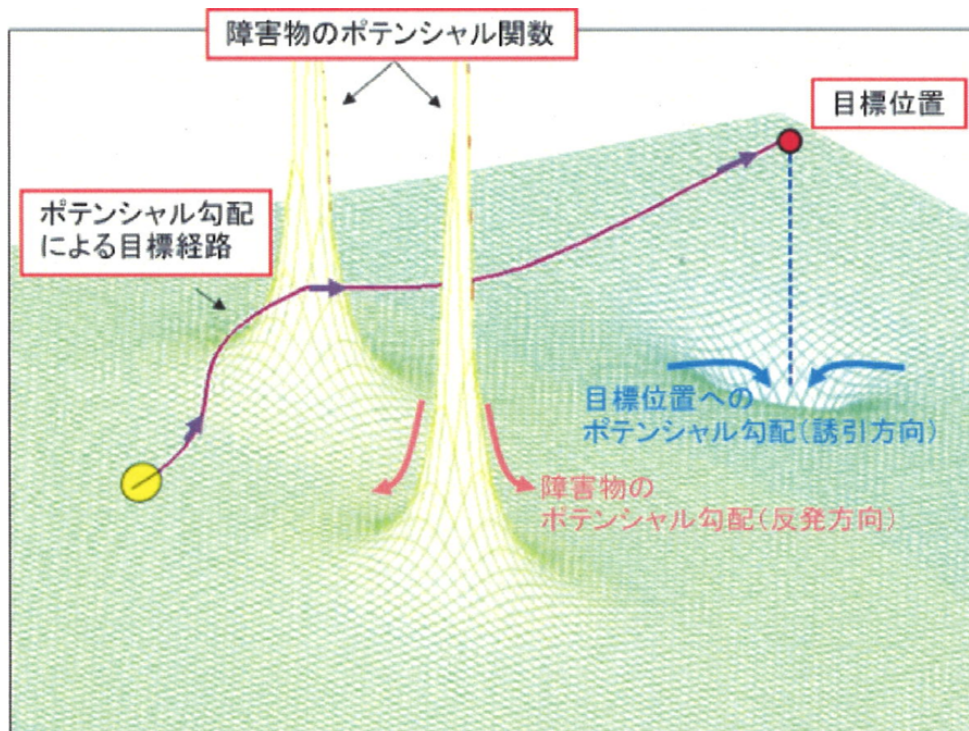


図 1: ポテンシャル場の例 [10]

を導出する手法である．図 1 にポテンシャル場の例を示す．ポテンシャル法は計算量が少ないシンプルなアルゴリズムのためリアルタイム性が優れている手法である．しかし，ポテンシャル法には「停留問題」がある．「停留問題」とは障害物の斥力と目的地の引力が釣り合い，勾配が限りなく 0 に近い状態に陥り目的地にたどり着けなくなる問題である [5]．

従来研究 [6]～[9] では，ポテンシャル場の勾配ベクトルに沿ってロボットを移動させることが考えられている．従来研究 [6] では，センサが 2 点同時に障害物を検出した場合にその 2 点を結ぶ直線の傾きを算出し，その延長線を障害物の進行方向の予測線分として用いることで，その予測線分に沿った壁沿い走行を行わせる手法を提案している．また，予測線分と目的地方向との角度関係を用いて方向決定をしている．一方，従来研究 [7] では，壁沿い走行後に斥力ポテンシャルの影響で大きく膨らんだ経路が生成される問題に着目し，障害物の裏側へ回り込む円弧状の走行を組み合わせることでより効率的な経路を得る手法を提案している．さらに，回避後も障害物を過度に認識し続けることで発生する冗長な経路を抑制するために，障害物の重要度を示す重みパラメータを状況に応じて調整する手法を提案し，適切な重み設定により安全性を損なわずに経路効率を改善できている．従来研究 [8] では，停留した際に障害物の向こう側に仮ゴールを A*探索法を用いて設定することで，

「停留問題」を解決することに成功しており、静的障害物の回避に有効であることが示されている。さらに、壁沿い走行に加えて回り込み走行を組み込むことで、より柔軟に停留を回避する手法も提案されている。一方、従来研究 [9] では、ポテンシャル法に速度推定機能を組み込むことで、動的障害物の回避に成功している。この手法では、動的障害物の回避においてその速度情報を基に仮ゴールの設定を行っている。そのため、障害物の速度や進行方向を考慮した経路生成が可能となり、従来研究 [8] の静的障害物に対する回避手法を組み合わせて、静的または動的環境下における自律移動を実現している。しかし、加速度をもつ障害物に対しては、速度のみを基にした仮ゴールの設定では適切な回避が困難となるという問題がある。その結果、生成される経路が冗長になり、目標地点までの最短経路で進行できない場合がある。また、急加速や急減速を行う障害物の挙動を十分に反映できず、スムーズな回避動作を実現することが難しい。

1.2 研究目的

本研究では、従来研究 [7] を基に、ポテンシャル法に障害物の加速度推定機能を組み込んだ動的障害物回避手法を提案する。提案手法では、障害物の位置変化から速度および加速度を算出し、障害物の将来位置を予測する。これにより、障害物の将来位置を考慮したより精度の高い回避行動を実現することを目的とする。また、障害物の将来位置を複数ステップ先まで予測し、それらを斥力ポテンシャル場に反映させることで、ロボットが障害物の進行経路に侵入することを防ぎ、より安全かつ安定した経路の生成を実現する。最後に従来研究 [9] とセンサ情報のみを用いたポテンシャル法と提案する手法を比較し、その有効性を検証する。

2 従来研究

2.1 ポテンシャル場の勾配

従来研究 [9] では, 障害物から発生する斥力ポテンシャル場, 目的地から発生する引力ポテンシャル場, および全体のポテンシャル場を次式のように定めている.

- 障害物座標の斥力ポテンシャル関数 $P_{ob}(x_r, y_r)$

$$P_{ob}(x_r, y_r) \triangleq \frac{1}{\sqrt{(x_r - x_{ob})^2 + (y_r - y_{ob})^2}} \quad (1)$$

- 目的地座標の引力ポテンシャル関数 $P_{ds}(x_r, y_r)$

$$P_{ds}(x_r, y_r) \triangleq -\frac{1}{\sqrt{(x_r - x_{ds})^2 + (y_r - y_{ds})^2}} \quad (2)$$

- 全体のポテンシャル場 $P(x_r, y_r)$

$$P(x_r, y_r) \triangleq \sum \omega_{ob} P_{ob} + \omega_{ds} P_{ds} \quad (3)$$

(x_r, y_r) ロボットの座標

(x_{ob}, y_{ob}) 障害物の座標

(x_{ds}, y_{ds}) 目的地の座標

$P_{ds}(x_r, y_r)$ 引力ポテンシャル関数の重み

$P_{ob}(x_r, y_r)$ 斥力ポテンシャル関数の重み

ここで, (x_r, y_r) はロボットの現在位置を, (x_{ob}, y_{ob}) および (x_{ds}, y_{ds}) はそれぞれ障害物と目的地の位置を表す. 式 (3) の ω_{ob} と ω_{ds} は, とともに正の実数である重み付けパラメータであり, それぞれ斥力ポテンシャル関数 $P_{ob}(x_r, y_r)$ と引力ポテンシャル関数 $P_{ds}(x_r, y_r)$ に対する重みとして機能する. なお, ω_{ob} を過度に大きくすると, 障害物からの斥力の作用が強くなり, 目的地への到達が困難になる恐れがあるため, $\omega_{ob} < \omega_{ds}$ に設定する必要がある. ロボットが移動する方向は, ポテンシャル場の勾配ベクトルによって規定され, x 方向および y 方向の勾配成分は以下のように算出される.

x 方向の勾配

$$\frac{\partial P_{ob}(x_r, y_r)}{\partial x} = -\frac{x_r - x_{ob}}{\{(x_r - x_{ob})^2 + (y_r - y_{ob})^2\}\sqrt{(x_r - x_{ob})^2 + (y_r - y_{ob})^2}} \quad (4)$$

$$\frac{\partial P_{ds}(x_r, y_r)}{\partial x} = \frac{x_r - x_{ds}}{\{(x_r - x_{ds})^2 + (y_r - y_{ds})^2\}\sqrt{(x_r - x_{ds})^2 + (y_r - y_{ds})^2}} \quad (5)$$

$$\frac{\partial P(x_r, y_r)}{\partial x} = \sum \omega_o \frac{\partial P_{ob}(x_r, y_r)}{\partial x} + \omega_d \frac{\partial P_{ds}(x_r, y_r)}{\partial x} \quad (6)$$

y 方向の勾配

$$\frac{\partial P_{ob}(x_r, y_r)}{\partial y} = -\frac{y_r - y_{ob}}{\{(x_r - x_{ob})^2 + (y_r - y_{ob})^2\}\sqrt{(x_r - x_{ob})^2 + (y_r - y_{ob})^2}} \quad (7)$$

$$\frac{\partial P_{ds}(x_r, y_r)}{\partial y} = \frac{y_r - y_{ds}}{\{(x_r - x_{ds})^2 + (y_r - y_{ds})^2\}\sqrt{(x_r - x_{ds})^2 + (y_r - y_{ds})^2}} \quad (8)$$

$$\frac{\partial P(x_r, y_r)}{\partial y} = \sum \omega_o \frac{\partial P_{ob}(x_r, y_r)}{\partial y} + \omega_d \frac{\partial P_{ds}(x_r, y_r)}{\partial y} \quad (9)$$

よって、ポテンシャル場内のロボット位置 (x_r, y_r) における勾配 $\nabla p(x_r, y_r)$ は、次式のように表される。

$$\nabla p(x_r, y_r) \triangleq \left(\frac{\partial P(x_r, y_r)}{\partial x}, \frac{\partial P(x_r, y_r)}{\partial y} \right) \quad (10)$$

地点 (x_r, y_r) にいるロボットは、式 (10) で表される勾配ベクトルに従って移動することで、目的地へと向かう。

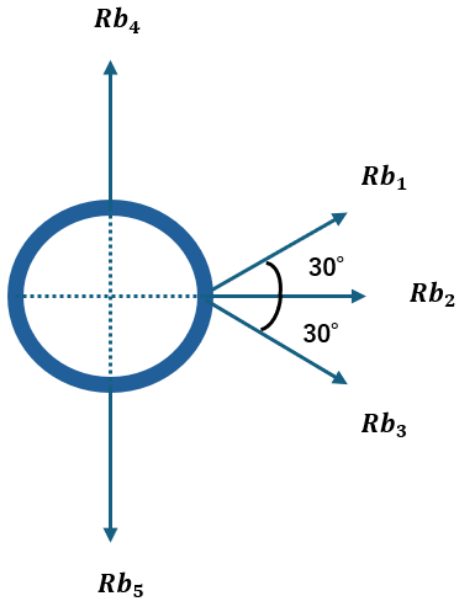


図 2: 制御対象のロボット

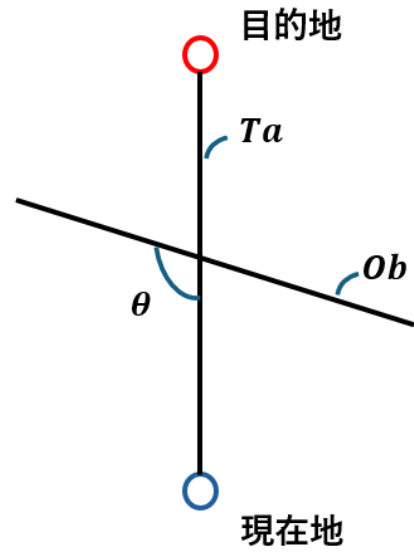


図 3: 予測線分

2.2 従来研究 [6]

2.2.1 制御対象のロボット

従来研究 [6] で使用する制御対象は、図 2 に示すようなロボットである。センサは前 (Rb_2)、左斜め前 (Rb_1)、右斜め前 (Rb_3)、左 (Rb_4)、右 (Rb_5) の合計 5 つを搭載しており、障害物を検知するとその位置座標を取得できる。センサの検知距離は 70[cm] としている。一方、従来研究 [9] では、検知対象が動的障害物である場合に、センサの検知距離を 200[cm] に拡張している。しかし、同研究で想定されている障害物は等速運動を行うものであり、加速度運動を行う障害物は考慮されていない。本研究では、加速度を持つ動的障害物を対象とするため、センサの検知距離を 300[cm] に設定した。これによって、障害物をより遠距離で検知することが可能となる。すなわち、障害物が加速して接近する場合においても、その加速度を推定し、将来位置をより正確に予測するための時間的余裕を確保できる。

2.2.2 障害物の予測と壁沿い走行

ロボットに搭載された 5 つのセンサのうち、2 つが同時に障害物を検出した場合、その 2 点を結ぶ直線の傾きを算出し、その傾きを基に障害物の進行方向を示す予測線分を生成

する．この予測線分に沿うようにして，ロボットは壁沿いの走行を行う．一方で，1つのセンサのみが障害物を検知した場合には，ロボットを 10[cm] ずつ，合計 30[cm] 前進させる処理を行う．前進した後も2つのセンサによって障害物が捉えられない場合には，ポテンシャル法に基づき目標地点へ向けた走行に切り替える．また，壁沿い走行を行う際の進行方向は，障害物の予測線分とロボットの現在地点から目標地点へ向かう線分の角度関係を用いて決定する．図3では，障害物の予測線分を Ob ，現在地点と目標地点を結ぶ線分を Ta として表している．これら2つが成す角度 θ は， Ob の傾き a と Ta の傾き b を用いて次式で求められる．

$$\theta = \tan^{-1} \frac{a - b}{1 + ab} \quad (11)$$

2.3 従来研究 [7]

2.3.1 障害物の裏側への回り込み走行

従来研究 [6] では，壁沿い走行を行った後，斥力ポテンシャル場の影響によって障害物に対して大きく膨らんだ軌道が形成されてしまう場合がある．これに対し，従来研究 [7] では障害物の後方へ回り込むような走行を取り入れることで，より効率的な経路生成が可能となった．図4に示すように，この回り込み走行は，壁沿い走行を終えたロボットが障害物との一定距離を保ちながら円弧状に移動することで実現される．その後，ロボットは目的地へ向けてポテンシャル法に基づいた走行を行い，回り込んだ先で再び障害物を検知した場合には，図4のように再度壁沿い走行へ移行し，障害物回避を継続する仕組みとなっている．

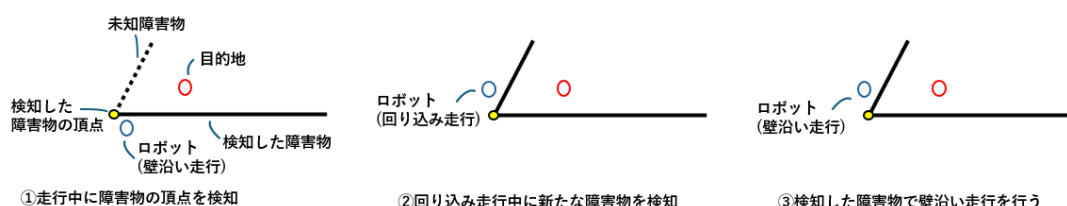


図 4: 回り込み走行中に障害物を検知した場合

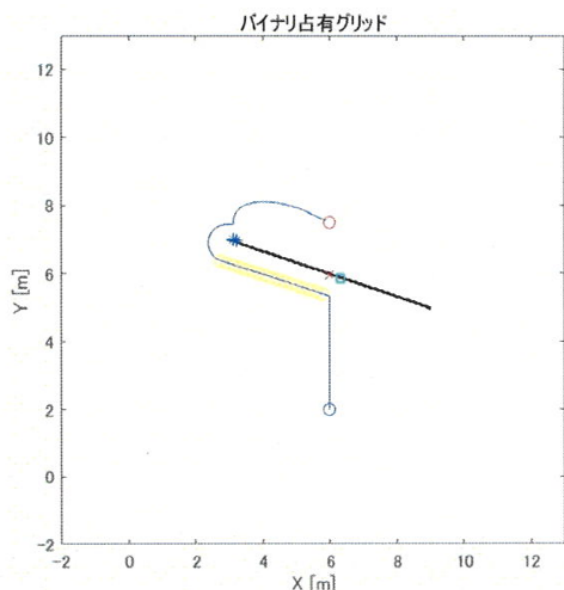


図 5: 重みパラメータ変更前の経路 [7]

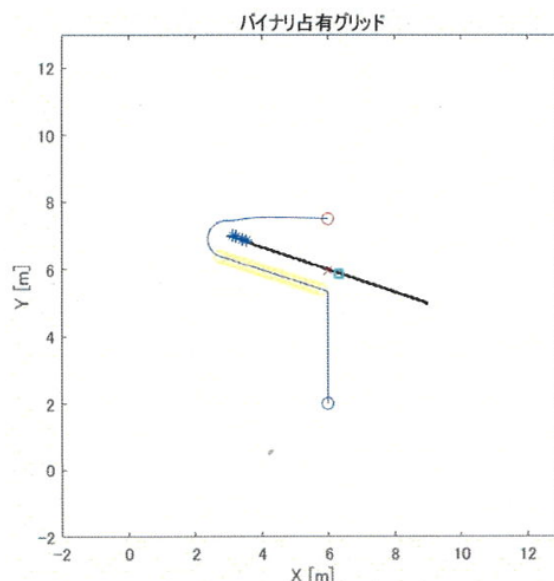


図 6: 重みパラメータ変更後の経路 [7]

2.3.2 障害物のパラメータの設定

従来研究 [6] では、ロボットが壁沿い走行によって障害物を回避した後であっても、依然としてその障害物を認識し続けてしまうため、斥力ポテンシャル場が更新されず、結果として大きく回り道となる経路を辿ってしまうことがある．図 5 に示すように、重みパラメータ調整前の経路では、ロボットが障害物の背後へ回り込んだ後、すでに目的地方向に向いている状況であっても、障害物からの影響を受け続けてしまっている．こうした問題に対し、従来研究 [7] では、障害物の重要度を表す重みパラメータを調整することで、より安全かつ効率的な経路生成を実現する手法を提案している．図 5, 6 では、前、右斜め前、右センサが障害物を検知した際の様子をそれぞれ \times , \square , $*$ として示している．図 6 の結果からも分かるように、回避後の障害物に対する重みを適切に下げることによって、より効率的な経路へと改善できることが確認されている．一方で、重みを下げすぎると障害物の斥力が弱まり、衝突リスクが高まる可能性もある．そのため、安全性を損なわずに経路効率を向上させるためには、障害物の回避動作に支障が出ない範囲で重みパラメータを慎重に調整することが重要となる．

2.4 従来研究 [9]

2.4.1 速度推定と動的障害物の予測

従来研究 [9] では、ポテンシャル法に速度推定機能を組み込むことで、動的障害物の回避手法を提案している。以下に、従来研究 [9] で採用されている速度推定アルゴリズムについて示す。動的障害物を ob_m 、速度を (x_v, y_v) とする。また (x_1, y_1) , (x_2, y_2) は障害物の左下の座標を表す。

1. センサにより, ob_m を検出する。
2. ob_m から座標 (x_1, y_1) を受け取る。
3. 1 ステップ後の ob_m 座標 (x_2, y_2) を受け取る。
4. 速度 ob_v を次式のように求める

$$ob_v = (x_2 - x_1, y_2 - y_1) \quad (12)$$

5. 求めた ob_v から, 20 ステップ後の障害物 ob_{m2} の予測する。
6. 予測した ob_{m2} をポテンシャル場に組み込む。
7. 仮ゴールを設定し, そこに向かってポテンシャル法で進行する。
8. 仮ゴールに到着するか, 30 ステップ経過後にセンサが検知しなくなるまで 2~6 を繰り返す。
9. 本来の目的地に向かって, ポテンシャル法で進行する。

2.4.2 仮ゴールの設定

取得した障害物の座標および速度から 100 ステップ前の障害物位置を予測し, その予測位置を中心として仮ゴールを配置する (図 7)。ロボットの現在位置と目的地を結ぶ線分を T_a , 障害物 ob_m と ob_{m2} を結ぶ線分を O_p とし, これらのなす角を θ とする。なす角 θ が極

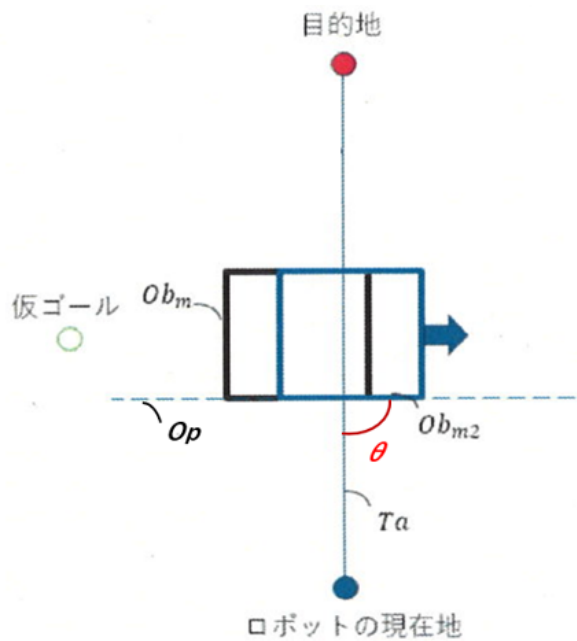


図 7: 通常の仮ゴール設定箇所

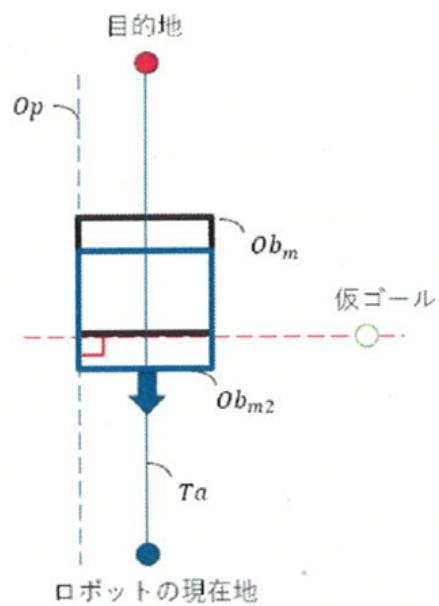


図 8: Ta と Op のなす角が 0 の場合の仮ゴールの設定箇所 [9]

めて小さい場合や、障害物の進行方向が直進に近い場合には障害物の進行方向に対して 90° 回転させた方向へ仮ゴールを設定する (図 8).

3 提案する手法

従来研究 [6]～[8] では、静的障害物のみを対象としており、動的に移動する障害物については十分に考慮されていない。また、従来研究 [9] では動的障害物の回避を扱っているものの、対象としているのは等速運動を行う障害物であり、加速度を伴う障害物に対しては適切な経路生成が困難であるという課題が残っている。そこで本研究では、センサにより検知した動的障害物の情報からその速度および加速度を推定し、複数秒先の将来位置を予測する手法を提案する。具体的には、予測した将来位置をポテンシャル場に反映させることで、加速度を持つ動的障害物に対しても、ポテンシャル法に基づくスムーズで効率的な回避挙動を実現することを目指す。加えて、本研究の手法に従来研究 [7] の静的障害物回避アルゴリズムを組み込むことにより、動的障害物と静的障害物の双方に対応可能な回避手法を構築する。また、動的障害物をセンサが検知した場合には、その四隅の位置情報を取得できるものとする。

3.1 センサ距離の設定

従来研究 [9] では、動的障害物に対する検知距離を 200[cm] に設定している。しかし、想定している障害物は等速運動を前提としており、速度変化を伴う動的障害物には十分に対応できないという問題がある。特に、加速度を有する障害物は短時間で接近速度が大きく変化するため、200[cm] 程度の検知距離では回避動作の開始が遅れる可能性が高い。本研究ではこの課題を解消するため、センサの検知距離を 300[cm] に設定した。検知範囲を拡大することで障害物をより早期に捉え、その速度および加速度を推定するために必要な複数回の観測データを安定して取得できる。これにより、障害物が加速しながら接近する場合でも将来位置の予測精度を維持でき、衝突リスクを低減しつつ適切な回避経路を生成するための十分な時間的余裕を確保できる。

3.2 動的障害物の将来位置予測

本研究では、動的障害物 ob_m の将来位置を推定するために、センサで取得した障害物の四隅の位置情報から重心を算出し、その重心を当該時刻における障害物の代表位置として用いる。続いて、連続する観測データから速度および加速度を推定し、等加速度運動の運動方程式に基づいて複数秒先の位置を予測する。以下に、動的障害物の将来位置予測の手順を示す。

1. センサによって動的障害物 ob_m の四隅の座標を取得し、そこから算出した代表位置を次式のように定義する。

$$\mathbf{p}_t = (x_1, y_1), \quad \mathbf{p}_{t-\Delta t} = (x_2, y_2) \quad (13)$$

2. 重心位置の変化量から速度ベクトル \mathbf{v} を推定する。

$$\mathbf{v} = (x_v, y_v) = \frac{\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_{t-\Delta t}}{\Delta t} \quad (14)$$

3. さらに速度の変化量に基づき、加速度ベクトル \mathbf{a} を推定する。

$$\mathbf{a} = (x_a, y_a) = \frac{\mathbf{v}_t - \mathbf{v}_{t-\Delta t}}{\Delta t} \quad (15)$$

4. 推定した速度・加速度と現在位置 \mathbf{p}_t を用いて、等加速度運動の運動方程式

$$\mathbf{p}(T) = \mathbf{p}_t + \mathbf{v}T + \frac{1}{2}\mathbf{a}T^2 \quad (16)$$

により、予測ステップ数 T を変化させながら複数秒先の将来位置を逐次算出する。

5. 推定した将来位置群をポテンシャル場に反映し、ロボットはこれらを基に動的障害物を考慮した回避軌道を生成する。

3.3 提案手法アルゴリズム

提案手法の全体フローを以下に示す.

Algorithm 1 目的地までの経路生成アルゴリズム

```
while 目的地に到達していない do
  センサで周囲の障害物を検出する
  for 各検出対象  $ob_m$  do
    四隅の座標から代表位置  $p_t$  を算出する
    if  $ob_m$  が動的障害物である場合 then
      連続する観測から速度  $v$  と加速度  $a$  を推定する
      for  $\tau = 1 \dots T$  do
        等加速度運動の運動方程式 (式 16) により将来位置を算出する
      end for
      予測位置群を斥力ポテンシャルとしてポテンシャル場へ反映する
    else if  $ob_m$  が静的障害物である場合 then
      従来手法 [7] の静的障害物回避アルゴリズムを適用する
    end if
  end for
  ポテンシャル場 (目的地からの引力+障害物の斥力 (予測位置含む)) を構築する
  ポテンシャル場の勾配に基づき, ロボットを移動させる
end while
```

本手法では, ロボットが目的地へ到達するまでの各ステップで, センサ情報に基づいてポテンシャル法により移動方向を逐次決定する. まず, ロボットは搭載センサを用いて周囲の障害物を検出する. 検出された各障害物に対して, その四隅の座標から代表位置を算出し, 対象が動的障害物か静的障害物かを判別する. 動的障害物に対しては, 連続した観測から速度および加速度を推定し, 等加速度運動の運動方程式を用いて将来位置を時刻 $\tau = 1 \dots T$ まで予測する. 本研究では予測ステップ数 $T = 20$ と設定し, 20 ステップ先までの将来位置を算出する. これらの将来位置群を斥力ポテンシャルとしてポテンシャル場に反映させる. 一方, 静的障害物に対しては, 従来手法 [7] に基づく静的障害物回避アルゴリズムを適用する. すべての障害物処理が完了すると, 目的地に対する引力ポテンシャルと, 静的または動的障害物から生じる斥力ポテンシャルから全体のポテンシャル場を構築する. ロボットはこのポテンシャル場の勾配方向に沿って逐次移動し, 最終的に目的地へ到達する.

4 シミュレーション

加速度推定機能を組み込んだ提案手法，従来研究 [9] の速度推定機能を用いた手法，およびローカルセンサポテンシャル法の3つの手法についてシミュレーションを実施し，それぞれの性能を比較評価する．ローカルセンサポテンシャル法では，ロボットに搭載されたセンサがその時点で検知した障害物の位置情報のみを用いてポテンシャル場を生成し，そのポテンシャル場の勾配に基づいてロボットを移動させる．シミュレーションでは，動的障害物として縦 2[m]×横 2[m] の大きさを有する障害物を設定した．また，ロボットの初期位置は青色の円，目標位置は赤色の円，ロボットの軌跡を青の実線で示す．

4.1 シミュレーション結果と考察

5つの異なる場面におけるシミュレーション結果を示す．各場面について，提案手法，従来研究 [9]，およびローカルセンサポテンシャル法の3手法の性能を比較する．評価指標には，目的地到達までに要したステップ数 (到達時間 [step]) およびロボットが移動した総距離 (経路長 [m]) を用いる．また，①～④は時間経過を示している．

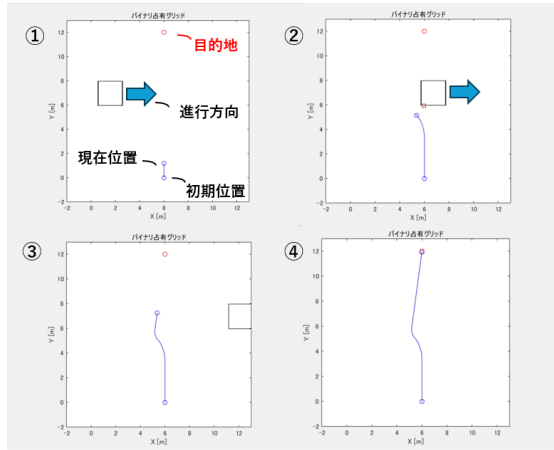
4.1.1 横方向に等加速で進行する障害物の回避

図 9 に横方向に等加速で進行する障害物の回避シミュレーション結果を示し，表 1 に各手法の到達時間と経路長の比較結果を示す．ここでは，初期速度は $(0.035, 0.000)$ [m/step]，加速度は $(0.004, 0.000)$ [m/step²] に設定した．

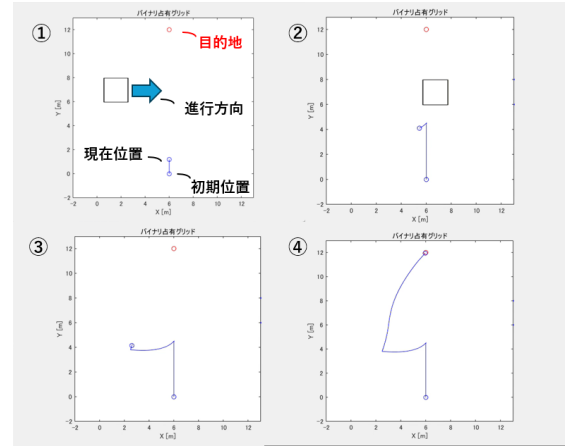
表 1: 横方向に等加速で進行する障害物の回避性能比較

手法	到達時間 [step]	経路長 [m]
提案手法	113	13.56
従来研究 [9]	144	17.28
ローカルセンサポテンシャル法	120	14.40

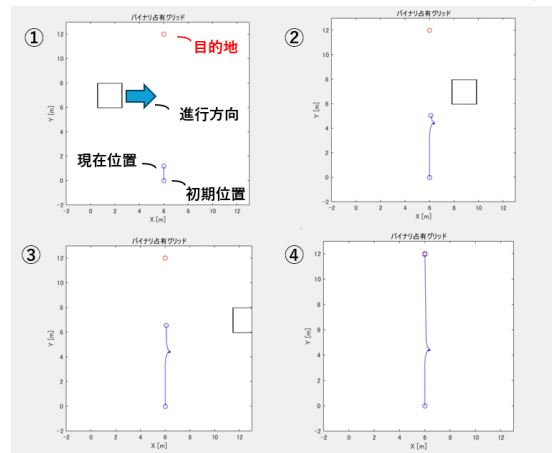
図 9 に示すシミュレーション結果では，いずれの手法においても動的障害物の回避自体は成功している．従来研究 [9] ではロボットは障害物から大きく離れた経路を選択し，軌道が大きく膨らむ様子が確認できる (図 9(b))．また，ローカルセンサポテンシャル法では



(a) 提案手法



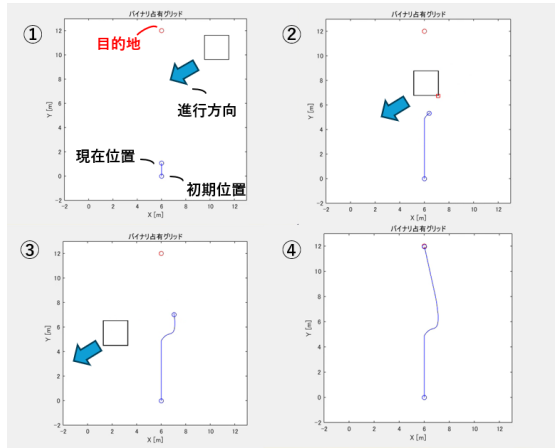
(b) 従来研究 [9]



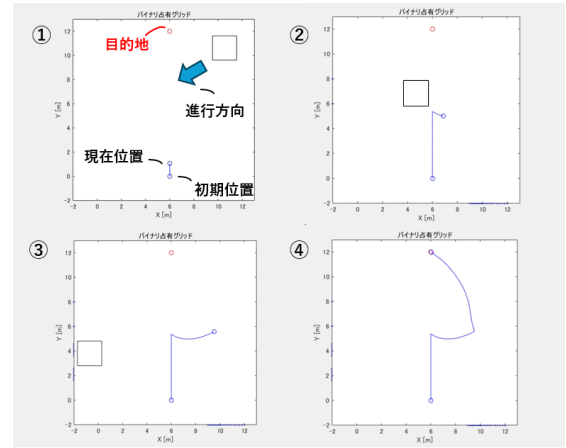
(c) ローカルセンサポテンシャル法

図 9: 横方向に等加速で進行する障害物の回避

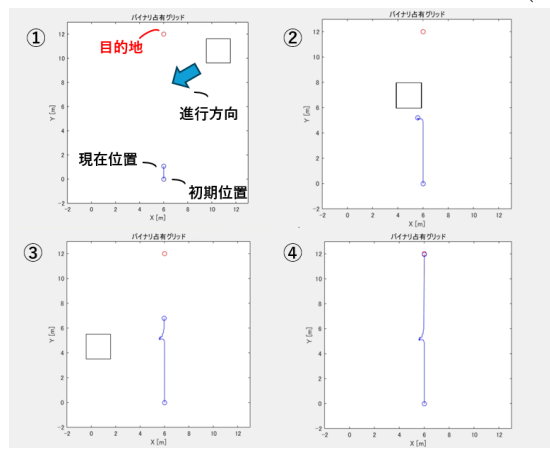
ロボットが障害物の進行方向前方へ進入しようとする挙動が見られる (図9(c)). その結果, ロボットは障害物の動きに影響され回避中に進行方向を複数回切り替える非効率な軌道を形成している. 一方, 提案手法では障害物の進行方向前方への進入を回避しつつスムーズな軌道で回避行動を行っている (図9(a)). 定量的な比較結果としては, 提案手法は到達時間が 113[step], 経路長が 13.56[m] となり, 従来研究 [9] と比較して到達時間が 31[step] 短縮され, 経路長も 3.72[m] 短くなった. ローカルセンサポテンシャル法と比較しても, 到達時間が 7[step], 経路長が 0.84[m] とそれぞれ改善されている.



(a) 提案手法



(b) 従来研究 [9]



(c) ローカルセンサポテンシャル法

図 10: 斜め方向に等加速で進行する障害物の回避

4.1.2 斜め方向に等加速で進行する障害物の回避

図 10 に斜め方向に等加速で進行する障害物の回避シミュレーション結果を示し、表 2 に各手法の到達時間と経路長の比較結果を示す。ここでは、障害物の初期速度は $(-0.035, -0.035)[\text{m}/\text{step}]$ 、加速度は $(-0.0030, -0.0015)[\text{m}/\text{step}^2]$ に設定した。

表 2: 斜め方向に等加速で進行する障害物の回避性能比較

手法	到達時間 [step]	経路長 [m]
提案手法	106	12.72
従来研究 [9]	139	16.68
ローカルセンサポテンシャル法	115	13.80

本シミュレーションにおいても各手法は動的障害物の回避に成功しており、その回避挙動は前述の場面で確認された傾向と類似している。具体的には、従来研究 [9] による回避軌

道は本場面においても障害物から大きく迂回し、冗長な経路となっている (図 10(b)). また、ローカルセンサポテンシャル法も障害物の進行方向前方へ進入しようとする挙動が見られる (図 10(c)). これにより回避中に大きく進路変更が生じ、非効率な軌道を形成する結果となった. 一方、提案手法は本場面においても障害物の進行方向前方への不用意な進入を回避し、常にスムーズで効率的な回避軌道を生成している (図 10(a)). 定量的な比較結果としては、提案手法は到達時間が 106[step]、経路長が 12.72[m] となり、従来研究 [9] と比較して到達時間が 33[step] 短縮され、経路長も 3.96[m] 短くなった. ローカルセンサポテンシャル法と比較しても、到達時間が 9[step]、経路長が 1.08[m] とそれぞれ改善されている.

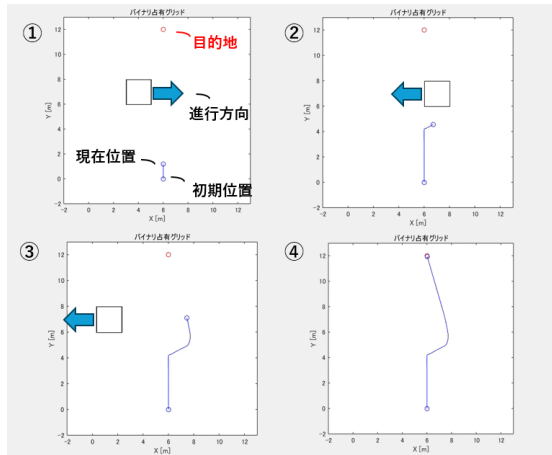
4.1.3 横方向の往復移動をする障害物の回避

図 11 に横方向の往復移動をする障害物の回避シミュレーション結果を示し、表 3 に各手法の到達時間と経路長の比較結果を示す. ここでは、障害物の初期速度は $(0.35, 0.00)$ [m/step]、加速度は $(-0.01, 0.00)$ [m/step²] に設定した.

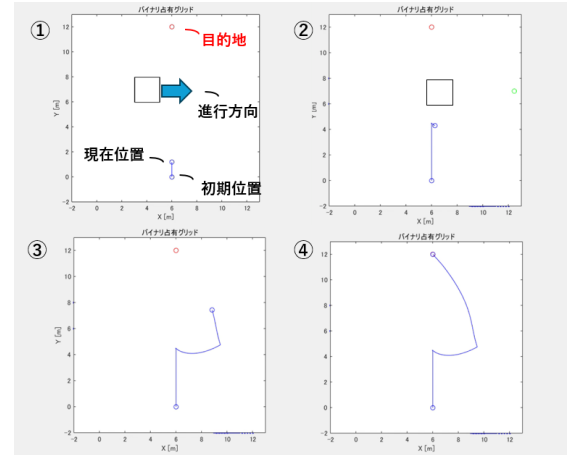
表 3: 横方向の往復移動をする障害物の回避性能比較

手法	到達時間 [step]	経路長 [m]
提案手法	110	13.20
従来研究 [9]	136	16.32
ローカルセンサポテンシャル法	121	14.52

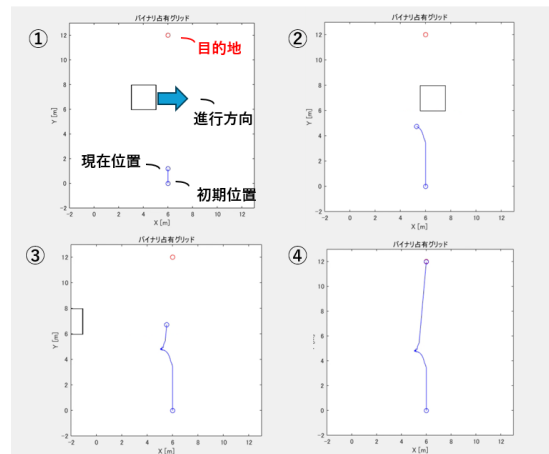
図 11 ではロボットが動的障害物をセンサで検知した時点では障害物は x 方向に正の速度を有していたが、その後速度が減少して 0 となり最終的には負方向へと反転している. このような運動方向が変化する障害物に対しても、提案手法は安定して回避行動を行えることが確認できる (図 11(a)). これは加速度推定により動的障害物の将来の反転挙動を事前に予測できることが寄与していると考えられる. 定量的な比較結果としては、提案手法は到達時間が 110[step]、経路長が 13.20[m] となり、従来研究 [9] と比較して到達時間が 26[step] 短縮され、経路長も 3.12[m] 短くなった. ローカルセンサポテンシャル法と比較しても、到達時間が 11[step]、経路長が 1.32[m] とそれぞれ改善されている.



(a) 提案手法



(b) 従来研究 [9]



(c) ローカルセンサポテンシャル法

図 11: 横方向の往復移動をする障害物の回避

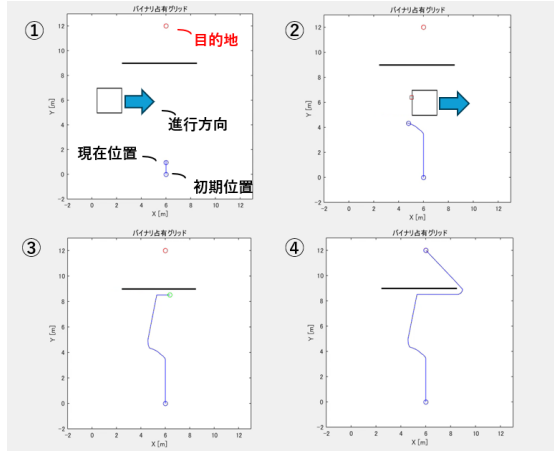
4.1.4 横方向に等加速で進行する障害物と静的障害物の回避

図 12 に横方向に移動する動的障害物と静的障害物の壁が存在する場面における回避シミュレーション結果を示し、表 4 に各手法の到達時間と経路長の比較結果を示す。ここでは、障害物の初期速度は $(0.035, 0.000)[\text{m/step}]$ 、加速度は $(0.004, 0.000)[\text{m/step}^2]$ に設定した。

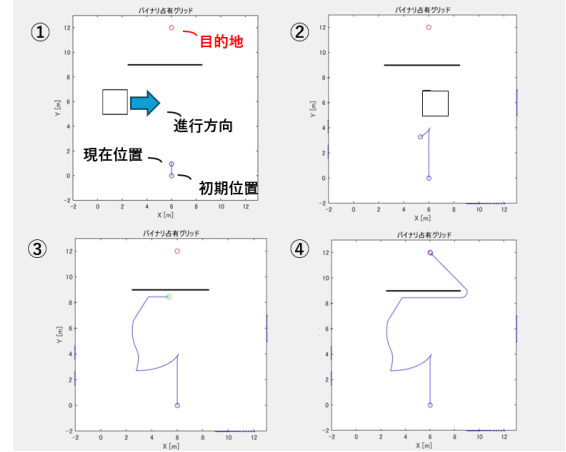
表 4: 横方向に等加速で進行する障害物と静的障害物の回避性能比較

手法	到達時間 [step]	経路長 [m]
提案手法	145	17.40
従来研究 [9]	171	20.52
ローカルセンサポテンシャル法	到達できない	—

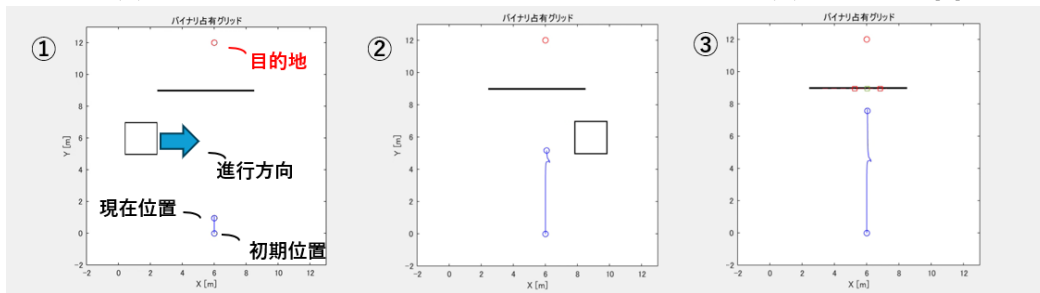
図 12(c) のローカルセンサポテンシャル法は静的障害物の影響により停留し到達不能となった。図 12(a) の提案手法は動的障害物に対して加速度推定に基づく回避を行いながら、



(a) 提案手法



(b) 従来研究 [9]



(c) ローカルセンサポテンシャル法

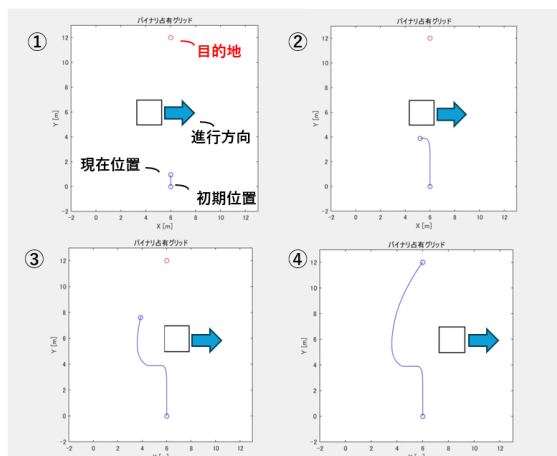
図 12: 横方向に等加速で進行する障害物と静的障害物の回避

静的障害物に対しては従来研究 [7] の静的障害物回避手法へと適切に切り替え走行していることが確認できる．このことから，提案手法が動的および静的環境が混在する状況においても安定した回避行動を実現できることがわかる．定量的な比較結果としては，提案手法は到達時間が 145[step]，経路長が 17.40[m] となり，従来研究 [9] と比較して到達時間が 26[step] 短縮され，経路長も 3.12[m] 短くなった．

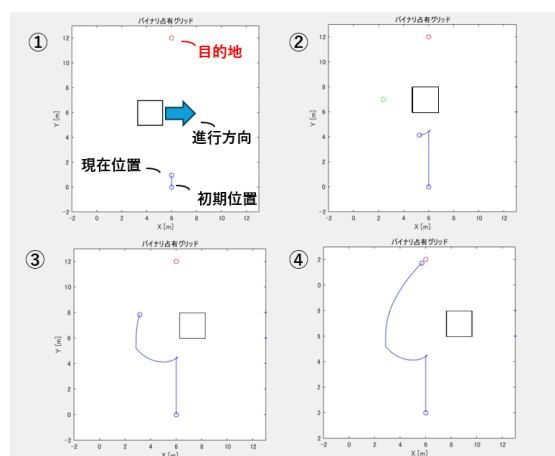
4.1.5 横方向に等速で進行する障害物の回避

図 13 に横方向に等速で進行する障害物の回避シミュレーション結果を示し，表 5 に各手法の到達時間と経路長の比較結果を示す．ここでは，障害物の初期速度は $(0.035, 0.000)[\text{m}/\text{step}]$ ，加速度は $(0, 0)[\text{m}/\text{step}^2]$ であり，等速運動を行う．

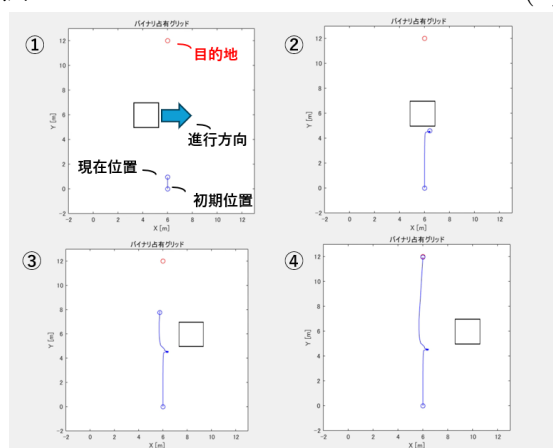
図 13(a) の提案手法では等速運動のような単純な動的環境においても有効に機能することがわかる．このことから，加速度推定機能は加速度の有無に関わらず障害物の将来位置予測を安定化させ，効率的な回避軌道を生成できていることが確認できる．定量的な比較



(a) 提案手法



(b) 従来研究 [9]



(c) ローカルセンサポテンシャル法

図 13: 横方向に等速で進行する障害物

表 5: 横方向に等速で進行する障害物の回避性能比較

手法	到達時間 [step]	経路長 [m]
提案手法	122	14.64
従来研究 [9]	133	15.96
ローカルセンサポテンシャル法	159	19.08

結果としては、提案手法は到達時間が 122[step]、経路長が 14.64[m] となり、従来研究 [9] と比較して到達時間が 11[step] 短縮され、経路長も 1.32[m] 短くなった。ローカルセンサポテンシャル法と比較しても、到達時間が 37[step]、経路長が 4.44[m] とそれぞれ改善されている。

5 結論

本研究では、加速度推定機能を組み込んだポテンシャル法による動的障害物回避手法を提案した。従来研究 [9] では、動的障害物の速度情報のみを用いた回避手法を提案しているが、加速度を持つ障害物に対しては適切な回避が困難であるという課題があった。そこで本研究では、センサにより取得した障害物の位置情報から速度および加速度を推定し、等加速度運動の運動方程式を用いて複数ステップ先の将来位置を予測する手法を提案した。さらに、予測した将来位置群を斥力ポテンシャル場に反映させることで、ロボットが障害物の進行経路に侵入することを防ぎ、より安全かつ効率的な経路生成を提案した。シミュレーション結果より、提案手法は従来研究 [9] およびローカルセンサポテンシャル法より短い到達時間と経路長を実現した。特に、運動方向と反対に加速度をもつ動的障害物に対しても有効に機能することが確認され、加速度を持つ障害物だけでなく、等速で移動する障害物に対しても効率的な回避を実現できることが示された。また、動的障害物と静的障害物が同時に存在する複雑な環境下においても、提案手法は適切に動的障害物と静的障害物を判別し、それぞれに対して最適な回避行動を選択することで、目的地への到達に成功した。

以上の結果から、加速度推定機能を組み込むことで、動的障害物の運動状態をより正確に予測でき、ロボットが余分な回避行動を取ることなく効率的な経路を選択できることが確認された。これにより、加速度を持つ動的障害物に対するポテンシャル法の適用範囲が拡大され、より実用的な自動配送ロボットの実現に貢献できると考えられる。今後の課題として、より複雑な運動パターンを持つ障害物への対応や、複数の動的障害物が同時に存在する環境における性能評価、実機実験による検証などが挙げられる。

参考文献

- [1] 経済産業省, 自動配送ロボットの将来像を取りまとめました, <https://www.meti.go.jp/press/2024/02/20250226002/20250226002.html>
- [2] 青柳 誠司, 佐藤 伸仁, 山本 恭輝, 高橋 智一, 鈴木 昌人, ” 移動ロボットの移動障害物回避に関するファジィルールの学習 ポテンシャル法, 強化学習法との比較, ” システム制御情報学会論文誌, Vol. 34, No. 8, pp. 209–218, 2021.
- [3] Ngangbam Herojit Singh and Khelchandra Thongam, ” Neural network-based approaches for mobile robot navigation in static and moving obstacles environments, ” Intelligent Service Robotics 12.1 (2019): 55–67. Web. <https://doi.org/10.1007/s11370-018-0260-2>.
- [4] 徳勢 直也, 坂原 洋, 宮崎 文夫, ” 時空間 RRT によるロボットが譲り合う軌道生成, ” 日本ロボット学会誌, Vol. 27, No. 6, pp. 696–701, 2009.
- [5] Xing. Yang, Wei. Yang, Huijuan. Zhang, Hao. Chang, Chin-Yin. Chen, and Shuangchi. Zhang, ” A new method for robot path planning based artificial potential field, ” 2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), pp. 1294–1299, 2016.
- [6] 粕山 剛輝, ” 壁沿い走行を組み込んだ仮想ゴールポイントに基づくポテンシャル法による停留と障害物回避, ” 東京都市大学 2021 年度卒業論文 (2021)
- [7] 平岡 翔, ” ポテンシャル法における停留問題の回避, および効率的な経路生成手法, ” 東京都市大学 2022 年度卒業論文 (2022)
- [8] 小池 基也, ” A*探索法を組み込んだ静止障害物に対するポテンシャル法の回避方法, ” 東京都市大学 2023 年度卒業論文 (2023)
- [9] 榎田 日和, ” 速度推定機能を組み込んだポテンシャル法による動的障害物の回避, ” 東京都市大学 2024 年度卒業論文 (2024)

- [10] 瑠城 祐亮, 江口 和樹, 岩崎 聡, 山内 由章, 中田 昌宏, ” ポテンシャル法によるロボット製品の障害物回避技術の開発, ” 新製品・新技術特集 三菱重工技法, Vol.51, No.1, pp.40–45, 2014.

謝辞

本研究を進めるにあたりご多忙の中、終始ご指導とご助言を賜りました大屋英稔教授、星義克講師に深く感謝申し上げます。また、親身に相談に乗ってくださった大学院生の先輩方、同じ研究室の仲間として日頃より支えてくださった自動制御研究室の皆様にも心より御礼申し上げます。この一年間の研究生活を通じて、多くの学びと貴重な経験を得ることができ、自身の成長を強く実感しております。ここで得た知識と経験を、今後の人生においても活かしていく所存です。最後になりましたが、本研究に関わってくださったすべての方々に、改めて深く感謝申し上げます。