

地図と移動の不確かさを考慮した 未知環境における移動ロボットの適応的速度制御

三浦 純* 根岸 善朗* 白井 良明*

Adaptive Robot Speed Control Considering Map and Motion Uncertainties in Unknown Environments

Jun Miura*, Yoshiro Negishi* and Yoshiaki Shirai*

This paper describes an adaptive robot speed control method for safe and efficient navigation in unknown environments. Speed control is important in the following two cases. (1) When a robot moves enters a narrow free space, it needs to control the speed to avoid any collision considering the motion uncertainty. (2) When a robot enters a region whose vacancy (i.e., being free) has not been decided yet, it needs to control the speed so that it can observe the region sufficiently to be confident with the vacancy of the region. This paper proposes a simple but effective strategy for speed control that the robot selects the *fastest safe speed*. To adopt this strategy, we define criteria for judging a speed is safe for the above two cases. The proposed method successfully made the robot move around in unknown static environments with adaptively controlling the speed.

Key Words: Mobile Robot Navigation, Adaptive Speed Control, Localization Uncertainty, Probabilistic Occupancy Map

1. はじめに

未知環境における移動ロボットのナビゲーションが盛んに研究されている。従来の多くの研究は、ロボットの自己位置推定や地図生成、あるいはその両方（すなわち、simultaneous localization and mapping）を扱っており [3] [9] [19]、それらをより正確に行うための手法の開発に主眼がおかれている。

不確かさのもとでロボットが行動するためには、センサプランニングも重要な要素の一つである [12]。移動ロボットにおけるセンサプランニングの研究では、地図の精緻化 [1]、未観測領域の探索 [2]、あるいはその両方 [4] [10] が扱われている。しかしながら、これらの手法は環境に関する情報をより得るためのプランニングを対象としている。それに対し、本論文では、より効率的にナビゲーションするためのプランニングを扱う。

移動ロボットのナビゲーションは、上位の経路選択と下位の経路追従の二つのレベルに大きく分けられる。上位レベルでは、効率的なナビゲーションを実現する経路を選択するための観測のプランニングが研究されている。そのいくつかは、センサと移動の不確かさを考慮した確率的観測プランニング問題を扱っている（例えば、文献 [5] [11]）。下位の経路追従レベルでは、視覚フィードバックによる経路追従制御の研究が多く行われてい

るが（例えば、文献 [17]）、それらの主たる興味は制御理論の開発や応用にある。

安全なナビゲーションのためには、ある程度の位置推定精度が必要である。そこで、予測位置精度を最大化するようなランドマークの集合を選択する問題を扱った研究もある [7] [15]。しかし、観測のコストが無視できないとすると、位置精度を最大にするようなランドマークを観測することは、目的地に到達するコストを最小にするとは限らないので、状況に応じてどの程度の位置推定精度が必要かを考える必要がある。

一般にナビゲーション手法の目的は、安全かつ効率的なロボットの移動を実現することである。ここで、安全とは通常ロボットが障害物に衝突しないことを意味する。また、効率的とは目的地に短い時間で到達することを意味するとする。これらの安全性と効率性は、しばしばトレードオフの関係にある。効率を上げるために速度を上げると、周囲を観測する回数が減って位置推定や障害物認識の信頼性が低下し、その結果安全性が減少する。逆に安全に移動するために速度を落とすと、効率も落ちてしまう。

このようなトレードオフに対処する方法として、安全性と効率を同一の単位で表現した上で、それらの重み付け和などで損失関数を定義し、損失を最小化する速度を選択する、というものがある。しかし、安全性と効率を同一の単位で表現するのは難しい。また、衝突しないことが安全であることを意味する場合には、衝突時の損失が非常に大きくなり、結局、最適

原稿受付 2004年5月19日

*大阪大学大学院工学研究科

*Graduate School of Engineering, Osaka University

な速度を選ぶことは、衝突しない（安全である）という条件の下で、効率を最大化する速度を求めることで近似できる。この考えに従い、我々はできるだけ速い安全速度（最大安全速度）で移動するという戦略を提案した [13].

そこでは、まず 1 回の観測にかかる時間を一定であるとし、それにより速度が次の観測位置までの距離を決定することと、位置誤差が観測位置間の距離に依存することから、速度と位置誤差との関係を求めた。そして、ロボットが予測される位置誤差範囲の中で最も目標軌道から遠い位置になったとしても、障害物に衝突することなく目標軌道に復帰する軌道が生成できることを安全の基準とした。一般に速度が速くなると誤差の範囲が広がるため、各候補速度に対してこの判断基準を適用し、安全と判断された速度の中で最大のものを選ぶことを行った。この戦略は単純ではあるが効果的であり、**Fig. 1** に示すような適応的な速度制御（観測位置間隔の制御）を自然に実現することができる。このような速度制御は、我々が自動車を運転するときに行っているものにほかならないが、それを最大安全速度という考え方で定式化したところに意味がある。

上記研究では、完全既知環境下でロボットの移動経路が与えられている場合の速度制御法を開発した。本論文では、その考え方を基に、未知環境での適応的な速度制御を実現する手法を提案する。未知環境では、上記研究で扱った障害物までの距離という要因に加えて、まだ完全に空き領域であると認識されていない領域（不定領域と呼ぶ）までの距離という要因も考慮する必要がある。これは、安全性の観点からはそのような領域に進入することは望ましくないからである。また未知環境の移動ではオンラインで移動経路を生成することも必要となる。

提案手法では、ロボットは自身の周辺の局所地図をセンサデー

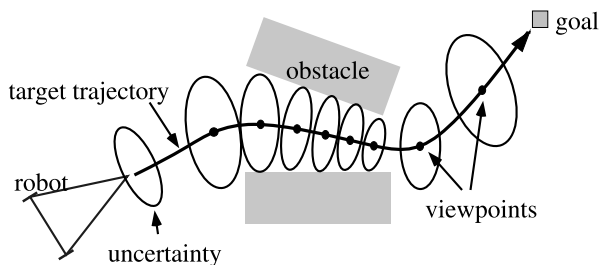


Fig. 1 An example of adaptive speed control. Viewpoint intervals are short in a narrow space

タから生成し、それをもとに移動方向と速度を決定する。この処理を、新たなセンサデータが入力されるたびに繰り返すことにより移動する。本研究は、未知環境で衝突せずにしかも効率的に移動するという、ロボットの基礎能力の一つを実現することを目的としており、何らかの絶対座標系で指定された目標位置へ到達することは、提案手法による移動の目的ではない。また、速度と観測の信頼性との関係に基づく速度制御に注目し、速度制御におけるロボットのダイナミクスの影響は考慮しない。

本論文の構成は以下のようにになっている。第 2 章では、我々がすでに開発した、全方位ステレオとレーザ距離センサを用いた地図生成手法 [14] を簡単に説明する。本論文で提案する速度制御法は、この地図生成手法に依存している。第 3 章では、不定領域までの距離に基づく速度制限について述べる。第 4 章では、障害物までの距離に基づく速度制限について述べる。第 5 章では、二つの制限を考慮した速度決定法を述べ、第 6 章では、提案手法による未知環境のナビゲーション実験の結果について述べる。第 7 章では、まとめと今後の課題について述べる。

2. 全方位ステレオとレーザ距離センサを用いた地図生成

2.1 二つの距離センサ

全方位ステレオは、垂直に配置された二つの全方位カメラを用いる (**Fig. 2** 参照)。本ステレオシステムは画像サイズ 360×50 、視差範囲 40 のパノラマ視差画像をおよそ 0.18 秒ごとに生成できる (**Fig. 3** 参照)。SICK 社のレーザ距離センサは、床面から高さ 35 [cm] の水平面上の物体の距離を得ることができる。使用している角度解像度は 1 度であり、ロボットの前 180 度の

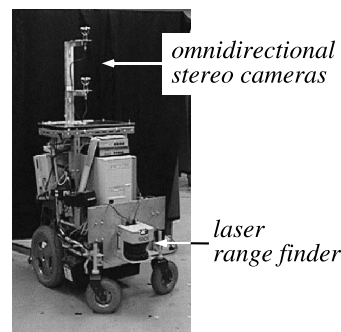


Fig. 2 Our mobile robot



(a) Panoramic image



(b) Panoramic disparity image obtained from (a)

Fig. 3 Omnidirectional stereo generates a panoramic disparity image

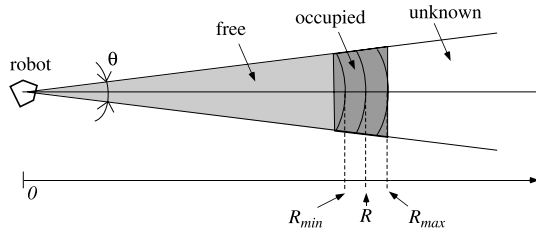


Fig. 4 Determination of grid attributes

範囲に対し 181 点の距離データを得る。

2.2 確率的障害物地図

各センサについて確率的障害物地図 [3] を保持する。この地図は、ロボットの周りの領域（現在はロボットを中心とする $10\text{ [m]} \times 10\text{ [m]}$ の矩形領域）を小さなグリッド（現在は 5 [cm] 角正方形）に分割し、グリッドごとの障害物の存在確率を持っている。ロボットが動きながら観測したデータの統合は、センサの前向き確率モデル [16] [18] を用いてセンサごとに独立に行う。また、両方のセンサの角度解像度は十分高いので、グリッド同士が独立であるという仮定をおいている。

ステレオあるいはレーザセンサの 1 回の観測について、観測範囲内のグリッドをラベルづける。Fig. 4 は、1 回の観測のうち、ある一方向の角度解像度分のグリッドについてのラベルづけを示す。R はあるセンサによる最も近い障害物までの距離であり、 $[R_{min}, R_{max}]$ は距離の不確かさの範囲を示す [8]。この不確かさの範囲内にあるグリッドを occupied、その手前の領域を free、後ろの領域を unknown とラベルづける。これらの結果から、センサごとに確率的障害物地図を更新する。

いま、障害物が観測された事象を O 、観測されなかった事象を \bar{O} とし、上記の occupied と分類されたグリッドでは O が生じ、free と分類されたグリッドでは、 \bar{O} が生じると考える。なお、unknown のグリッドでは観測が得られないので、 O も \bar{O} も生じない。どちらかの事象が生じたグリッドについて、以下のように確率を更新する。

ここで、障害物が存在するという事象を E とし、あるグリッドの障害物の存在確率を $P(E)$ とする。確率の更新は、以下の条件付き確率を計算することによって行う。

- 事象 O が生じたグリッドに対して： $P(E|O)$
- 事象 \bar{O} が生じたグリッドに対して： $P(E|\bar{O})$

これらの確率は、ベイズの定理から以下のように計算できる。

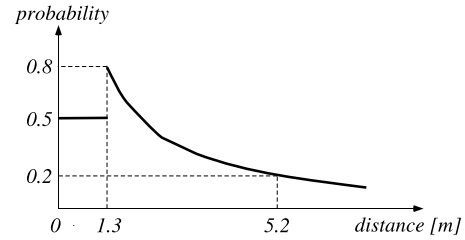
$$P(E|O) = \frac{P(O|E)P(E)}{P(O|E)P(E) + P(O|\bar{E})P(\bar{E})} \quad (1)$$

$$P(E|\bar{O}) = \frac{P(\bar{O}|E)P(E)}{P(\bar{O}|E)P(E) + P(\bar{O}|\bar{E})P(\bar{E})} \quad (2)$$

ここで、 $P(E)$ は事前確率で、初期値は 0.5 とする。この式を計算するために、 $P(O|E)$ と $P(O|\bar{E})$ を決定する。これらは、センサの不確かさの前向きモデルに相当する。その他の項は、 $P(\bar{O}|E) = 1 - P(O|E)$ 、 $P(\bar{O}|\bar{E}) = 1 - P(O|\bar{E})$ 、 $P(\bar{E}) = 1 - P(E)$ で求められる。

2.3 センサの不確かさのモデル

$P(O|E)$ は、ある場所に実際に障害物が存在するときに、そ

Fig. 5 Stereo uncertainty model, $P(O|E)$

の場所に観測が得られる確率である。ステレオの場合、例えば、十分な特徴がない面を観測した場合など、左右画像間の特徴の誤対応によって、正しい距離が計測できない場合がある。誤対応は物体の大きさに依存すると考え、正しい距離が得られる確率が、物体までの距離に反比例するような、Fig. 5 のモデルをステレオの不確かさのモデルとして用いる。なお、上側の全方位カメラが床面を観測できる最小距離が 1.3 [m] であるので、その距離における確率を実験的に 0.8 とした。それよりも近いグリッドについては、障害物が発見されたときのみ確率を更新する。この領域で発見された障害物が、真に最も近い障害物であるかどうか分からないため、確率はすべて 0.5 としている。また、 $P(O|\bar{E})$ は、存在しないものを観測する確率で、誤対応の確率に当たり、実験的に 0.05 としている。

レーザ距離センサの観測は精度や信頼性が高く、またそれらは障害物までの距離にほとんど依存しない。このことから、 $P(O|E)$ は 0.9 に、 $P(O|\bar{E})$ は 0.05 に設定している。

2.4 2 種類の確率的障害物地図の統合

二つの確率的障害物地図から、ロボットが通過可能な領域を以下のように計算する。二つのセンサはある二次元位置について、別々の物体、あるいは同じ物体の別の部分を観測している可能性がある（例えば、テーブルを観測するとき、ステレオはテーブル上面の距離を得るが、LRF ではその下の空間あるいは脚のみを観測する）、二つのセンサから得られた情報をそのままベイズ的に統合することは望ましくない [14]。そこで、まず各確率的障害物地図のグリッドを四つのクラスに分類し、二つの地図のクラス分けの結果を統合することにより、空き領域の地図を生成する。

まず 2 種類の確率地図の各グリッドを、その確率と二つのしきい値によって 3 種類に分類する。現在、しきい値は経験的に決定しており、0.7 を超えるグリッドについては障害物の存在を示す障害物 (obstacle) と分類し、0.2 を下回るグリッドについては空いている領域を示す空き (free) と分類する。そして、この中間の値であるグリッドを判断のつかない領域を示す不定 (undecided) と分類する。不定のグリッドは、そこを観測した回数があるしきい値より以上であれば、観測十分な不定 (undecided with observation)、しきい値未満であれば観測不十分な不定 (undecided without observation) とする。前者はステレオにおいてテクスチャがなく距離が得られない領域に対応し、その場合にはレーザ距離センサのデータを信用する。また、後者はまだ観測されていない領域に対応する。

以上の分類結果から、双方の地図が空きと分類したグリッド、あるいは一方が空きとし他方が観測十分な不定としたグリッド

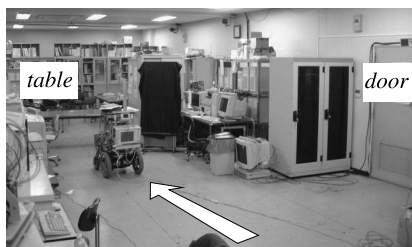


Fig. 6 An example scene

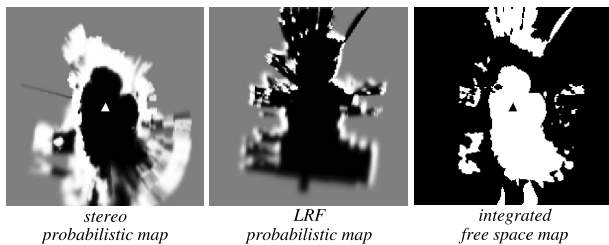


Fig. 7 Probabilistic maps and a free space map

は、ロボットの通行可能な空き領域であるとする。その他は安全のためロボットの移動できない領域とする。

以上の手法によって生成する地図は、ロボット中心座標系における局所地図であり、局所的な移動方向と速度を決定するために用いられる。移動しながら得たセンサデータを局所地図上に統合するためには、自己移動量の推定が必要である。本研究では、レーザ距離センサデータ中の、テーブルの足などの特徴点の対応づけに基づく自己位置推定 [14] を行っている。なお、そのような特徴が十分得られない場所では、オドメトリ情報を利用する。この位置推定は累積誤差を持つが、局所地図上でデータ統合をする程度の短い距離であれば、経験的に十分な精度を持っている。また、絶対座標系で指定された目標位置を局所座標系に変換する場合にも、この方式で推定された絶対座標位置を利用している。

2.5 地図の生成例

Fig. 6 のように、ロボットが移動したときに得られた地図を Fig. 7 に示す。確率的障害物地図では明るさが障害物の存在確率を表す。Fig. 6 に見える、ロボットの手前のテーブルはステレオではその上面が認識されているが、レーザ距離センサではその足しか認識していない。一方、右側のドアの部分について、ステレオでは画像特徴が乏しいため多くの場所で正しい距離を得ることに失敗しているが、レーザ距離センサでは正しくドアの位置と形状を認識している。このように、一方のセンサだけでは認識に失敗するような状況でも、二つのセンサからの情報を統合することにより、空き領域を信頼性高く認識することができる。

3. 不定領域までの距離を考慮した速度の制限

本章では、観測回数が少ないために空いているかどうか分からない（観測不十分な不定である）領域（不定領域と呼ぶ）までの距離に基づいて速度を制限する方法について述べる。

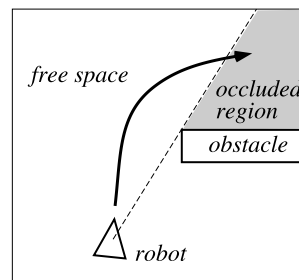


Fig. 8 A robot entering an occluded region

3.1 基本的な考え方

Fig. 8 にロボットが物体に隠蔽されている領域へ進入しようとしている状況を示す。隠蔽領域に障害物がなければ、ロボットが進みながら観測を繰り返すに従い、空き領域は徐々に拡大していく。しかし、前章で述べたように、観測には不確かさがあるので、あるグリッドが空き領域に属すると判断するためには、同じ場所を何回か観測する必要がある。したがって、ある時点では、隠蔽領域とその手前のある程度の範囲の領域は不定領域となっている。

このような状況に対するロボットの移動戦略の一つとして、現在の不定領域の直前まで（空き領域の境界まで）最高速度で進み、そこで観測を行うというものが考えられる。しかし、この戦略では、不定領域の前に来たときに、その先が空き領域と判断できなければ、速度を大きく落とすか、あるいは停止することになり、結果として不要な加減速を引き起こす可能性がある。そこで、できるだけスムーズに動くことが望ましいと考え、現在の空き領域と不定領域の境界まで移動する際には、不定領域に到達する間にその不定領域が空いていること判断するのに十分な回数観測できる速度で移動するという戦略を採用。そして、そのような観測回数に関する条件を満たすかどうかを、ある速度が安全であるかどうかの基準とする。

具体的には、安全基準を以下のように定義する。 N を経路上で最も近い不定領域に対する十分な観測の回数とし、 d をその領域までの距離とする。また、 T を 1 回の観測に要する時間とする（一定と仮定する）。ロボットは距離 d を進む間に、少なくとも N 回の観測を行う必要があるため、安全基準は次のように定義できる。

$$\frac{d}{vT} \geq N, \quad (3)$$

ここで、 v はロボットの速度である。この不等式は、不定領域までの距離に基づく速度の制限を表す。

実際にこの安全基準を適用するためには、 N と d を計算する必要がある。 N は前章で述べた観測の不確かさを考慮した地図生成の過程を考えて決める (3.2 節参照)。また、距離 d は空き領域内での経路計画の結果を利用する (3.3 節参照)。

3.2 不定領域に必要な観測回数

不定領域を空き領域と認識するのに必要な観測回数 N を決めるために、前章で述べた地図生成手法において、障害物の存在確率が観測に応じてどのように変化するかを調べた。例えば、全方位ステレオの場合、ロボットが最初、物体から 500 [cm] (こ

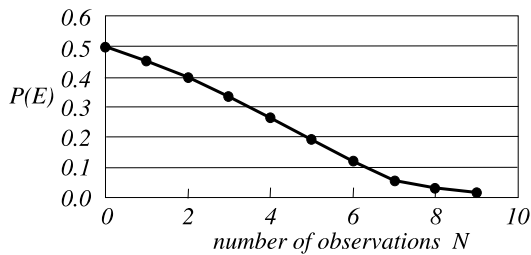


Fig. 9 Decrease of the probability of obstacle existence according to the number of observations

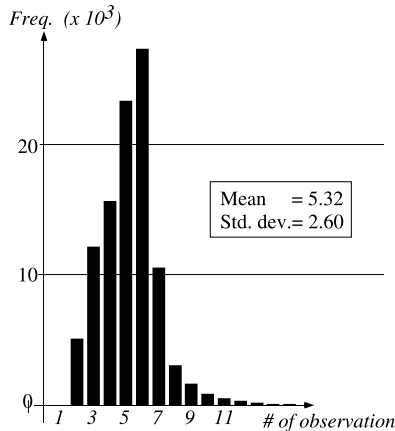


Fig. 10 Histogram of the number of observations for recognizing free spaces

れは全方位ステレオの最大測距距離である)の位置にあって、その物体位置の物体存在確率 $P(E)$ が 0.5 (完全に未知)であった場合に、50 [cm/frame] で進みながら繰り返し観測を行うと、Fig. 9 に示すように確率 $P(E)$ が変化する。この場合、空き領域であると認識するためには、判断のしきい値が 0.2 であることから (第 2 章参照)、5 回の観測が必要である。実際には、物体までの距離や移動速度によって必要な回数は変化する。そこで、第 6 章で示す実験と同様の経路を移動しながら、地図生成を行った際のデータを解析した。Fig. 10 は、空き領域と判断されたすべてのグリッドについて、完全未知の状態から何回の観測で空き領域の状態へ変化したかを調べて回数のヒストグラムを示す。空き領域と判断するのに要した観測回数の平均は 5 程度である。以上の解析結果から、現在はステレオについては、必要な観測回数 N として 5 を用いている。なお、レーザー距離センサは信頼度が高いので、 N として 1 を用いる。

ある不定領域が空き領域と認識されるためには、その領域の後ろにある物体が何回か観測されることが必要である。もし、その物体が、例えばステレオ対応づけの誤りによって観測されないという状況が起ると、実際に必要な観測回数が多くなり、不定領域までの距離が予想より長くなる可能性がある。Fig. 10 で示したデータ中には、そのような場合が数多く含まれている。しかし、その場合でも、ロボットの速度は実際の不定領域までの距離に応じてオンラインで制御されるため、移動の安全性が失われることはない。

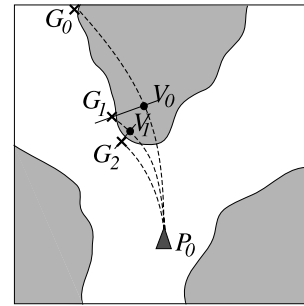


Fig. 11 Find a feasible via point

3.3 経路計画に基づく不定領域までの距離の計算

ある不定領域までの距離 d は、そこまでのユークリッド距離ではなく、実際にロボットが移動する経路上の道のりとして計算する。そのため、ロボット中心座標系で記述された局所空き領域地図内で、経路生成手法によって得られた安全な経路の長さとする。経路生成手法の選択は本論文で提案する速度制御戦略とは独立であり、どのようなものを用いてもよいが、ここではロボットの移動機構を考慮したヒューリスティックな経路生成手法について述べる。

現在、ロボットの目標位置は絶対座標系で与えられているため、ロボットは自己位置の推定値を基に、その目標位置をロボット中心座標系に変換する。変換された目標位置が局所空き領域地図内にあれば、それをそのまま経路計画の終端位置とする。なければ、空き領域と不定領域の境界上、変換された目標位置に最も近い点に終端位置を定める。我々のロボットは二つの駆動輪により移動するので、その経路は円弧の系列からなるという近似を行う。

Fig. 11 に、局所空き領域内での経路計画の過程を示す。 P_0 はロボットの位置、 G_0 は経路計画の終端位置である。プランナは、まず P_0 と G_0 を通り、現在位置でのロボットの方向がその接線方向となるような円弧軌道を計算する (円弧 $P_0V_0G_0$)。この経路が安全ならそれを採用する。安全でなければ (障害物に衝突するなら)、まず、その円弧軌道上に空き領域から最も遠い点を定める。そのために、グリッドで表現された地図の障害物を前景、空き領域を背景と見なすことにより得られる 2 値画像について、マンハッタン距離を用いた距離変換を行い、円弧軌道上で最も距離が大きい点 (グリッド) を選択する。そのような点が複数あるときには、現在位置から最も近いものを選択する。次に、そのようにして求めた点 (Fig. 11 では V_0) から円弧の中心へ向かう直線を引き、その直線上に経由点 (G_1) を定める。この経由点に対し、同様の処理を行い、安全な円弧軌道が得られるまで繰り返す。例えば、Fig. 11 では、円弧 $P_0V_1G_1$ を生成し、それが安全でないため、さらに経由点 G_2 を設定し、最終的に安全な円弧 P_0G_2 を得ている。これで一つの円弧軌道が得られたら、その軌道の終点 (この場合は G_2) を新たな初期位置として、以降の軌道を繰り返し生成する。なお、現在は生成する経路を構成する円弧の数は最大 2 としている。その場合、生成された経路の終点が、最初に設定された、局所地図内の終端位置 (Fig. 11 では G_0) に到達しない可能性もある。

経路計画の際には、障害物の領域を、動きの不確かさとロボッ

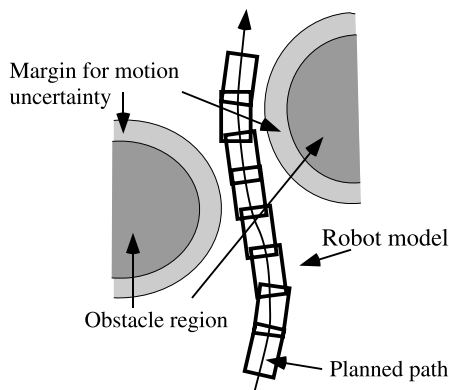


Fig. 12 Collision check of a path

トの大きさの、二つの要素を考慮したマージンで拡大し、それによって狭められた通過可能領域内で安全な経路を生成する。動きの不確かさは実際には速度に依存するので、4.1節で述べるように、速度を4段階に限定し、各速度に対応するマージンを経験的に定めて利用する。ロボットの大きさに関するマージンについては、ロボットの姿勢に依存しないようにするならば、ロボット座標系の原点からロボットの輪郭までの距離の最大値を使うことになるが、それでは必要以上に通過可能領域を狭めることになり、望ましくない。そこで、ロボットの幅をマージンとして障害物を拡大して経路を生成した後、Fig. 12のように、ロボットの形と姿勢を考慮して、経路上で一定間隔で衝突をチェックする。もし衝突する場合には、上記の経路点の選択をやり直し、より障害物領域から離れた点に経路点を選んで、経路計画を行う。

本経路計画手法は、ヒューリスティックな手法であり、局所領域内に選択された終端位置に向かって進んでいけば、与えられた目標位置に到達できるであろうという楽観的な見通しに基づいている。もし、未知領域の先が行き止まりであった場合には、先に述べた方法で経路を計画することができないため、ロボットは停止する。

なお、本研究では、ロボットは自身の周辺の局所地図をセンサデータが得られるたびに更新し、それをもとに、地図内での将来の移動可能性を考慮したうえで、次のセンサデータ入力までの経路を繰り返し計画している。したがって、何らかの固定座標に対するロボットの位置の誤差を、経路計画において考慮する必要はない。

4. 障害物までの距離に基づく速度の制限

本章では、経路周囲の障害物までの距離に基づいてロボットの速度を決定する方法を述べる。我々の以前の方法[13]は地図と経路が完全に既知の場合を対象としていたので、衝突のチェックは軌道上の各位置でロボットが障害物と干渉するかどうかを調べるだけで行うことができた。しかし、本論文で対象とする未知環境での移動では、ロボットは速度だけでなく経路も同時に決める必要があるため、そのための手法を開発する。

4.1 複数の移動速度に対する経路計画

障害物までの距離に基づく速度の制限を考慮しなければなら

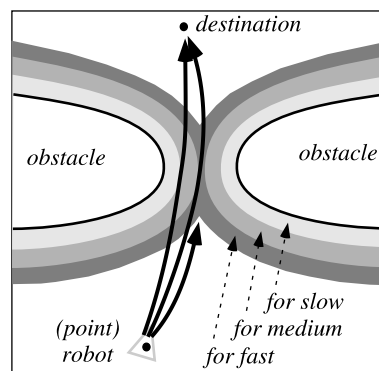


Fig. 13 Path planning for a narrow space with multiple speeds

ないのは、狭い空き領域を通過する場合であるので、ある速度が安全かどうかを、ロボットがその速度でそのような狭い領域を移動できるかどうかで判断する。

一般により速い速度で移動すると、移動の目標とする経路からのずれがより大きくなる（経路計画でより大きなマージンをとる必要がある）ため、狭い領域を通過する安全な経路が生成できない可能性がある。経路があらかじめ与えられている場合には、経路から最も近い障害物までの距離とマージンとを比較するだけで、最大安全速度が決定できる。しかし、本論文で対象とする未知環境でのナビゲーションでは、経路はあらかじめ与えられていない。さらに、一般にマージンが変わると生成される経路も変わるので、単一の経路上でマージンと最も近い障害物までの距離を比較することもできない。

そこで、最大安全速度を見つけるために以下の処理を行う。まず、可能なロボットの速度すべてについてそれぞれ経路計画を行い（複数のマージンを使って経路計画を行い）、生成された経路の長さを短い順に並べたリストを作る。そのリスト内の隣り合った要素間で長さの差が大きいところがあれば、それはロボットの前方に狭い領域があり、ロボットがその最高速度でそこを通過できないことを意味する。そこで、そのような差の大きいところでリストを二つに分け、距離の長い方のグループに属する速度を安全と判断する。差の大きいところがなければ、すべての速度を安全とする。これが安全基準であり、最大安全速度に対応する経路を選択する。Fig. 13は3種の可能な速度がある場合の例であり、この場合では速度 *medium* に対する経路が選択される。なお、現在は長さの差が40[cm]以上あれば、大きいと判断している。

移動の滑らかさやエネルギー効率を考えると、速度の段階を細かくしたほうがよいが、その分、経路計画にかかる時間が増える。現在の経路計画は単純であり、その処理時間は地図更新の処理時間に比べ無視できるので、速度の段階をかなり増やしても実時間の経路生成に問題はないが、現在は経験的に速度の段階を4としている。また、速度ごとのマージンについては、視覚フィードバック走行において、移動と視覚の不確かさを考慮してマージンを算出する手法[6]も提案されているが、本研究ではマージンが与えられたときに、どのように速度を選択するかは焦点を当て、マージンは経験的に与えている。

4.2 選択された経路に対する速度の再選択

前節の処理によって選択された経路はある安全速度に対応しているが、その経路の最初の部分は障害物から離れているため、もっと速い速度で移動可能かもしれない。そこで、選択された経路に対する速度より速い速度で移動できるかどうかを考える。ある与えられた経路に視覚フィードバックによって追従する場合には、経路からずれた場合には復帰するための経路を計画する。現在の手法では、経路は各サイクルごとに生成しており、あらかじめ与えられた経路というものはない。しかし、ある時点で計画した経路に沿って移動した結果ずれが生じた場合には、空き領域の認識結果に大きな変化がないとすれば、前回生成した経路に比較的近い経路へ戻ろうとすると考えられる。そこで、選択された経路上で、ある速度が視覚フィードバックの2サイクル分より長い範囲で衝突しない場合には、その速度が安全であると仮定し、その仮定に基づいた判断基準を用いる。例えば、Fig. 13 の場合には、用いる経路は速度 *medium* に対し生成されたものであるが、現在の位置で *fast* で2サイクル分の距離を安全に移動できるなら、速度 *fast* も安全であるとする。

5. 二つの速度制御法の統合

ロボットは上に述べた二つの速度制限を同時に考慮して、移動速度を決定する。Fig. 14 に処理の流れを示す。まず、センサ情報を入力し、地図の更新とロボット中心の局所地図内での経路計画の終端位置の設定を行う。その後、第4章に述べた方法で、複数の速度について経路生成を行い、一つの経路と安全な速度の集合を生成する。次に、その速度の集合の中から、第3章に述べた、不定領域までの距離に基づく速度制限を満たすもののうち、最大のものを採用する。以上の処理を、新たなセンサデータ入力ごとに繰り返す。

6. 実験結果

Fig. 15 に実験環境を示す。廊下と部屋を含む環境において、図に示す目標位置の系列を絶対座標系で与え、ロボットは途中の目標位置に一定距離（ここでは、100 [cm]）に近づくと、次の目標位置に切り替えることを繰り返して、図に示すような経路を移動した。

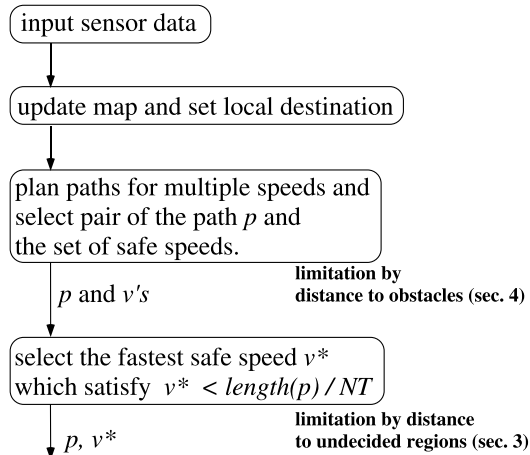


Fig. 14 Flow of speed selection procedure

動した。出発地点 (start) の位置を原点 (0, 0)、廊下に沿って左側方向を *y* 軸の正の向き、原点から部屋へ向かう方向を *x* 軸の正の向きとしたとき、各目標位置の座標 (単位は [cm]) は以下の通りである: via point 1: (0, 900), via point 2: (400, 900), via point 3: (400, 500), goal: (100, -150)。1回の観測、地図更新、速度制御にかかる時間は全体でおよそ 0.3 [sec] であった。ロボットの速度は約 1.1 [m/s], 0.7 [m/s], 0.35 [m/s], 0.2 [m/s] の4段階であり、最大速度は人間の歩く速度と同程度である。また、移動の不確かさに応じたマージンは経験的にそれぞれ、30 [cm], 20 [cm], 10 [cm], 5 [cm] と設定した。

レーザー距離センサを用いた走行距離計測 [14] を用い、観測位置 (画像とレーザー距離センサのデータを取得した位置) をプロットしたものを Fig. 16 に示す。Fig. 16 中 (a)~(d) 地点は、Fig. 15 中 (a)~(d) 地点に対応する。データ取得の時間間隔はほぼ一定なので、位置の間隔が狭いところは低速で、広いところは高速で移動したことを示す。上記の走行距離計測に基づく位置推定結果には累積誤差が含まれるが、短い時間内では走行距離に含まれる誤差は十分小さいので、Fig. 16 の結果は、速度の変化を確認するためには十分である。

Fig. 17 に、上記 (a)~(d) 地点で生成された空き領域地図と計画されたロボット経路、および移動の様子を示す。(a) 地点では、計画された経路および両側の物体までの距離が十分長く、最高速度が二つの速度制限内であったため、最高速度で移動した。(b) 地点では、壁の向こう側が観測できないため、不定領域までの距離が短くなり、その結果ロボットは低速で移動した。(c) 地点では、広い範囲を観測可能であり、また周囲の物体までの距離も長いので、ロボットは再び高速で移動している。(d) 地点では、先の見通しはよいが、経路の両側の物体の距離が短く、

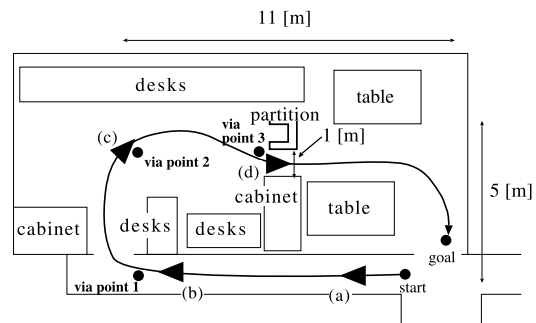


Fig. 15 Experimental setup

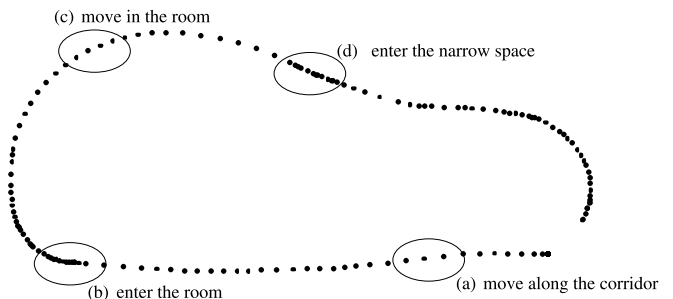


Fig. 16 Trace of observation points

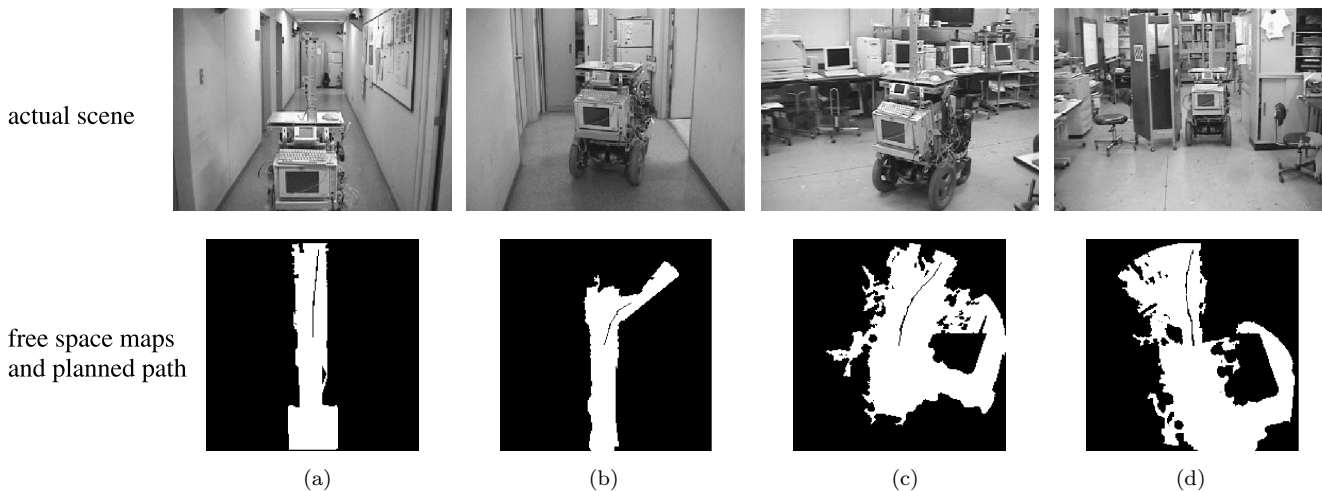


Fig. 17 Experimental results on free space maps and planned path

最低速の場合にのみ長い経路が生成されたため、ロボットは最低速で移動した。なお、図中の空き領域地図の黒い領域は障害物領域であり、経路生成の際にはロボットの大きさと移動誤差を考慮したマージンを用いて拡大する。

合計移動距離は約 30 [m] であり、所要時間は約 45 [sec] であった。全区間最低速で移動すると約 150 [sec] かかるので、本論文で提案する速度制御手法により、同じ安全性を確保しつつ、約 3 倍の効率化が達成された。

7. おわりに

本論文では、経路の両側の障害物までの距離と、ロボット前方の空き領域かどうか分からない領域（不定領域）までの距離の両方を考慮して、適応的にロボットの速度を制御する方法を提案した。この手法では、まずある速度が安全かどうかを判断する基準を定義する。不定領域への移動については、不確かさを考慮した空き領域の認識手法の振る舞いを考慮して、ある領域が空き領域と判断されるのに必要な観測回数を調べ、それと不定領域までの道のりを組み合わせて安全性基準を作成した。障害物の間の移動については、複数の速度で経路計画を行った結果から安全性を判断する基準を作成した。これらの基準が得られれば、最大安全速度を選択するという簡単ではあるが効果的な戦略を用いることにより、未知環境において安全かつ効率的なロボットの移動が実現できる。

現在は、すべての不定領域の信頼性を同一であるとして扱っているが、過去の観測履歴の違いから、空き領域と判断するために、あと何回観測するべきかは、場所によって異なる。そこで、場所ごとに必要な観測回数をその場で計算することが今後の課題の一つである。

また、現在は未知ではあるが、静的な環境を扱っており、地図中の各位置の障害物の存在状態の予測が容易であり、また物体や不定領域までの距離も十分に予測可能である。しかし、実際の環境では人間等の移動物体が存在するので、それらを考慮した安全性基準を考えることも今後の課題である。

参考文献

- [1] W. Burgard, D. Fox and S. Thrun: "Active mobile robot localization," Proceedings of the 15th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence, pp.1346–1352, 1997.
- [2] H. Choset, J. Burdick, S. Walker and K. Eiamsa-Ard: "Sensor based exploration: Incremental construction of the hierarchical generalized voronoi graph," Int. J. of Robotics Research, vol.19, no.2, pp.126–148, 2000.
- [3] A. Elfes: "Sonar-based real-world mapping and navigation," Int. J. of Robotics and Automat., vol.3, no.3, pp.249–265, 1987.
- [4] H.J.S. Feder, J.J. Leonard and C.M. Smith: "Adaptive mobile robot navigation and mapping," Int. J. of Robotics Research, vol.18, no.7, pp.650–668, 1999.
- [5] H. Hu and M. Brady: "A bayesian approach to real-time obstacle avoidance for a mobile robot," Autonomous Robots, vol.1, no.1, pp.69–92, 1994.
- [6] 神原利彦, 三浦純, 白井良明, 林朗, 李仕剛: "移動と観測と地図の不確かさを考慮した移動ロボットの最適行動プランニング", 日本機械学会論文集 C 編, vol.65, no.629, pp.130–137, 1999.
- [7] K. Kidono, J. Miura and Y. Shirai: "Autonomous visual navigation of a mobile robot using a human-guided experience," Robotics and Autonomous Systems, vol.40, no.2–3, pp.121–130, 2002.
- [8] H. Koyasu, J. Miura and Y. Shirai: "Recognizing moving obstacles for robot navigation using real-time omnidirectional stereo vision," J. of Robotics and Mechatronics, vol.14, no.2, pp.147–156, 2002.
- [9] J.J. Leonard and H.F. Durrant-Whyte: "Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot," Proceedings of 1991 IEEE/RSJ Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems, pp.1442–1447, 1991.
- [10] A.A. Makarenko, S.B. Williams, F. Bourgault and H.F. Durrant-Whyte: "An experiment in integrated exploration," Proceedings of 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.534–539, 2002.
- [11] J. Miura and Y. Shirai: "Vision and motion planning for a mobile robot under uncertainty," Int. J. of Robotics Research, vol.16, no.6, pp.806–825, 1997.
- [12] 三浦純, 白井良明: "不確かさを考慮した移動ロボットののための視覚とそのプランニング", 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, vol.44, no.SIG 17 (CVIM 8), pp.37–50, 2003.
- [13] 文仁赫, 三浦純, 白井良明: "不確かさを考慮した観測位置と移動のオンライン計画手法", 日本ロボット学会誌, vol.17, no.8, pp.1107–1113, 1999.

- [14] 根岸善朗, 三浦純, 白井良明: “全方位ステレオとレーザレンジファインダの統合による移動ロボットの地図生成”, 日本ロボット学会誌, vol.21, no.6, pp.690–696, 2003.
- [15] N. Roy, W. Burgard, D. Fox and S. Thrun: “Coastal navigation —mobile robot navigation with uncertainty in dynamic environments,” Proceedings of 1999 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.35–40, 1999.
- [16] Y. Sawano, J. Miura and Y. Shirai: “Man chasing robot by an environment recognition using stereo vision,” Proceedings of the 2000 Int. Conf. on Machine Automation, pp.389–394, 2000.
- [17] R. Swain-Oropeza, M. Devy and V. Cadenat: “Controlling the execution of a visual servoing task,” J. of Intelligent Robotic Systems, vol.25, no.4, pp.357–369, 1999.
- [18] S. Thrun: “Learning occupancy grids with forward models,” Proceedings of 2001 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.1676–1681, 2001.
- [19] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox: “A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots,” Machine Learning, vol.31, pp.29–53, 1998.



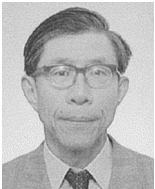
三浦 純 (Jun Miura)

1984年東京大学工学部機械工学科卒業。1989年同大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了, 工学博士。同年大阪大学助手。現在同大学大学院工学研究科機械工学専攻助教授。知能ロボット, 人工知能, コンピュータビジョンの研究に従事。1994–1995年CMU客員研究員。1997年ロボット学会論文賞受賞。人工知能学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本機械学会, IEEE, AAAI等会員。(日本ロボット学会正会員)



根岸善朗 (Yoshiro Negishi)

2002年大阪大学工学部応用理工学科(機械系)卒業。2004年同大学大学院電子制御機械工学専攻博士前期課程修了。同年アイシン精機入社, 現在に至る。在学中, 自律移動ロボットおよびロボットビジョンの研究に従事。



白井良明 (Yoshiaki Shirai)

1964年名古屋大学工学部機械工学科卒業。1969年東京大学大学院工学系博士課程修了。工学博士。同年, 電子技術総合研究所入所, コンピュータビジョン, ロボティクスの研究に従事。1971–1972年MIT AIラボ客員研究員。1988年大阪大学工学部電子制御機械工学科教授。2005年立命館情報理工学部大学教授。人工知能学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本機械学会等会員。(日本ロボット学会正会員)