

平成 18 年度 修士論文

家庭用ロボットのための  
ナビゲーションアルゴリズムの研究

電気通信大学 大学院 情報システム学研究科  
情報ネットワーク学専攻 ヒューマンインターフェース学講座

0551009 加藤 有一

指導教員  
阪口 豊  
出澤 正徳  
井上 誠喜

提出日 平成 19 年 1 月 30 日

# 目次

第1章	序論	1
第2章	自律移動ロボット	3
2.1	移動ロボット	3
2.2	家庭用ロボット	3
2.3	環境マップ	4
2.4	LM マップ	5
2.5	障害物マップ	7
2.6	ロボットの位置推定	8
2.7	マップを利用した自己位置推定	10
2.8	ノードまでの移動	12
第3章	ナビゲーション方法	13
3.1	アルゴリズム概要	13
3.1.1	初期状態	14
3.1.2	待機状態	17
3.1.3	移動状態	19
3.1.4	エラー状態	21
第4章	シミュレーション	22
4.1	シミュレーション条件	22
4.2	シミュレーション	22
4.3	シミュレーション結果と考察	26
4.3.1	環境1	26
4.3.2	環境2	29
第5章	結論	36
	謝辞	37
	参考文献	38

# 第1章

## 序論

### 1.1 研究の目的

本研究の目的は、家庭で利用するロボットのナビゲーションシステムの開発である。家庭内は、机や椅子など頻繁に移動する家具があり、ロボットにとって、変化の多い環境である。そこで、環境の変化に対応し、繰り返し移動が行える、ロボットのナビゲーションシステムを目指した。

家庭内の環境は、人の生活によって変化していく、とくに部屋の模様替えなどを行うと、家具の配置などが変わり、ロボットの移動に大きな影響を与える。家庭用ロボットは、このように変化しやすい環境に対応する必要がある。

環境の変化を検知するには、カメラやレーザーレンジセンサなど、大掛かりなセンサを利用する必要がある。本研究では、家庭内での使用を考え、必要最低限のセンサでの実現を目指す。具体的には、車輪の回転量を積算して初期位置からの移動量を得るオドメトリ、障害物の接触をするためにタッチセンサ、障害物との近傍をするために超音波センサのみを利用することとした。

ロボットの位置推定、ナビゲーションとして地図が利用する方法がある。本研究でも地図を作成し、ナビゲーションに利用する。しかし、オドメトリを中心とした少ないセンサで作成するため、地図が不正確である。このような不正確な地図を利用してもナビゲートできるシステムを目指す。また、オドメトリ

の誤差には一定の再現性を持つものとする。それによって、環境内の同じ場所を繰り返し移動することで、ランドマークの確からしさを向上させる。

また、ランドマークとしては、ロボットが移動することで検知するものとした。ロボットが障害物によって、一定量の方向変更を行った点をランドマークとする。ロボットが環境内を移動し、経験をすることで、ランドマークが作られていく。

家庭内では、障害物として、壁や本棚の様に同じ場所に置かれているものと、イスなどの場所が変化するものがある。家庭内では大きく分けて2種類の障害物があると考えられる。そこで、この2種類の障害物を判断する。

これらの手法を利用した、ナビゲーションシステムを構築した。シミュレーションによって、変化する環境へのロボットの対応を確かめる。

# 第2章

## 自律移動ロボット

### 2.1 移動ロボット

ロボットのナビゲーションとして、ロボットが環境マップを利用する方法がある。この方法では、環境マップを利用するため、周囲の環境情報をロボットが獲得する必要がある。

車輪の回転量を積算して初期位置からの移動量をオドメトリと呼ぶ。オドメトリはシステムが簡単なため多くのロボットで利用されている。しかし、オドメトリでは移動するにつれて、車輪の誤差が累積し誤差が大きくなってしまう問題がある。その問題を解決するために、センサを使い環境内のランドマークを探し、マップと比較する方法がある。センサには超音波センサ、レーザーレンジセンサやカメラが使われる、ランドマークは使用しているセンサによって違い、壁面や環境中の色領域や物体など、様々なものが用いられている。

[7][8][12][13]

### 2.2 家庭用ロボット

本稿で考える家庭用ロボットのスペックを示す。ロボットは、オドメトリ、タッチセンサ、超音波センサを持っているとする。オドメトリを使って、ロボ

ットの移動距離の情報、方向を得る。タッチセンサ、超音波センサを使い、障害物の形状を得る。これら得られた情報を元に、マップを作成し、ナビゲーションを行う。

## 2.3 環境マップ

ロボットのナビゲーションで用いられる環境マップとして、環境中の物体の形状や姿勢を二次元平面にグリッドなどで表現した、幾何マップや、場所を表すノードとその関係性をグラフ表現した、トポロジカルマップがある[1][5][12]。

幾何マップでは、ランドマーク間の正しい距離や方向の情報が必要である。幾何マップは物体の正確な形状を情報として得なければならない、そこで、あらかじめロボットに環境内の物体を環境情報として知らせるなど、マップを作成するのに手間がかかってしまう。しかし、幾何マップがあれば、自己姿勢の推定さえすれば、安全なナビゲーションを行うことができる。また、幾何マップはロボットの自己姿勢の推定にも大きな役割を果たす。

これに対して、トポロジカルマップでは、場所を表すノードとその間の関係を表すアークからなるグラフ表現によって環境を表す。トポロジカルマップでは物体の姿勢や形状をもたないため、ロボットは移動中に環境を認識しナビゲーションを行う。トポロジカルマップでは、物体の詳細な形状が定義されないためマップの作成は容易である。しかし、ナビゲーション時に、環境中からただしくランドマークを認識する必要があるため、センサなどの性能を求められる。

本稿では、家庭内でのマップを利用したナビゲーション方法として、

- (1) ロボットがマップを作成する

(2) オドメトリの一定の再現性を利用する

(3) ロボットは、センサを使い環境中のランドマークを認識し、マップに記述されているランドマークの情報を利用して、環境内でのロボットの位置を取得する

(4) 環境の変化に対応するため、ロボットが移動中にマップ更新を行う

ロボットが作成するマップは、LM マップと障害物マップを作成する。それぞれ以下の節で説明する。マップ情報を基に、家庭内での環境の変化に対応していく。

## 2.4 LM マップ

ランドマークの関係性をトポロジカルな表現として表し、ランドマークの形状と大雑把な環境内での位置情報を持つ地図をととして、LM マップを提案する。

LM マップはランドマークをノードとし、ランドマークの関係性をアークとしてトポロジカルな表現をする。また、それぞれのノードにランドマークの形状（凹凸情報）とローカル座標系での位置情報をもたせる、位置情報はサンサ誤差を考慮するため、正確でなくてよいとする。

ランドマークは、壁、机、棚など、環境内に存在する物体の形状にある角である。ロボットが移動中に一定以上の方向転換したとき、その物体の形状情報を得ることで、LM マップにノードとして記述する。また、位置情報として、ロボットの地図上での推定位置を与える。位置情報は 2 次元平面（床面）の情報である。形状情報として、ランドマークをロボットが凹、凸どちらで判断したかを与える。

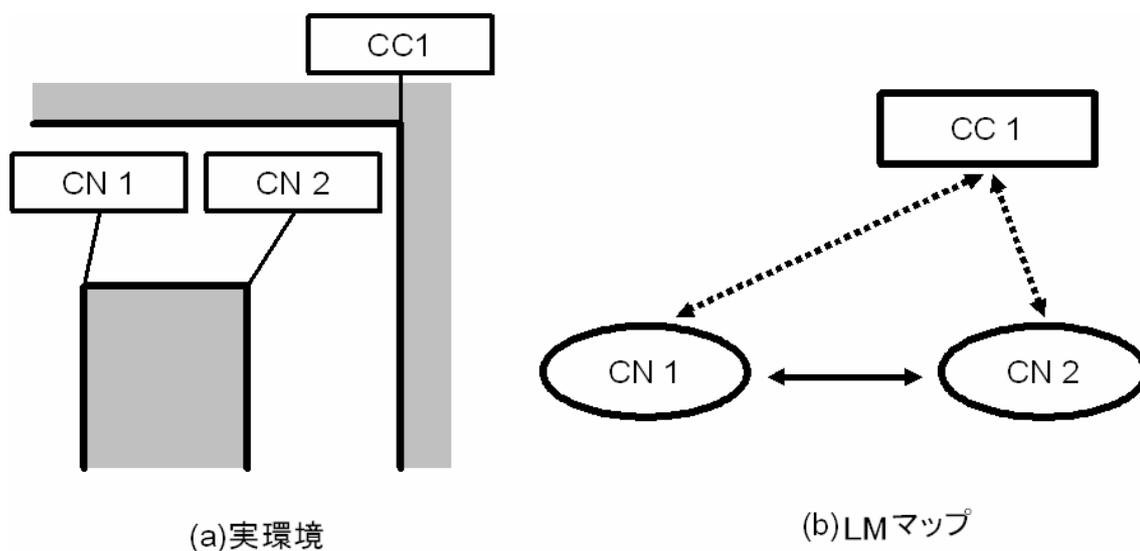


Fig.1 LM マップの例

ある環境を LM マップで表現した例を Fig.1 に示す。Fig.1(a)は環境の物理的形状を表している。ロボットはこの環境を走行し、環境の情報を所得する。Fig.1(b)はその結果によって作られた LM マップである。環境内での凸位置を CN、凹位置を CC、その繋がりを線で表す。実線は壁でノードが繋がりを、点線は移動が可能なノードを表している。壁の情報は、ロボットの通行可能領域の境界線として扱う。また、ロボットが移動時に壁を伝って移動することで、目標とするノードに比較的正確に到達することが可能である。

それぞれのノードには信頼度、位置情報がある。この信頼度は、ロボットがノードを認識するごとに一定量増える。信頼度が高いノードを頼りにロボットは走行を行う。また、位置情報では、あらかじめセンサによる誤差を許容するため、不正確で良いとする。

## 2.5 障害物マップ

障害物マップは 2 次元平面で表した地図に障害物の有る確率を表したものである。障害物はロボットが走行を行う環境内で、ロボットの走行を損なう物を指す。

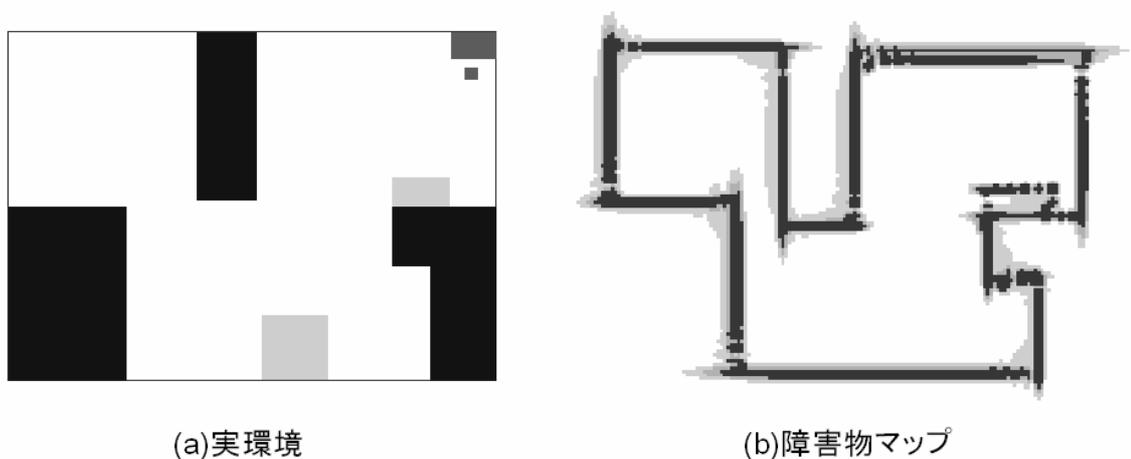


Fig.2 障害物マップの例

ある環境を障害物マップで表現した例を Fig.2 に示す。Fig.2(a)はロボットが実際に移動を行う環境を表している。ただし、ロボットはこの環境を走行し、環境の情報をすでに所得しているとする。Fig.2(b)はロボットから得られた情報によって作られた障害物マップである。マップ上で障害物の確率を濃淡図で表している。濃い場所は確率が高く、薄い場所が低いと、色が無い場所はロボットが走行可能であると考えられる。確率が高く連続していれば、その区間は壁であると考えられ、ロボットがランドマークを探すときの手助けとなる。また、地図を利用してロボットの経路を計画する際、この地図を利用することで、それぞれのランドマーク間の障害物を予想することができる。

## 2.6 ロボットの位置推定

ロボットが未知の環境で自己位置推定と地図作成を行う方法として、SLAM(Simultaneous Localization and Map Building)が研究されている[6][13][14]。SLAMでは、センサを用いて位置を推定、修正しながら地図を作る。本稿では、確率的に自己位置推定を行うSLAMの方法を用いた。

ロボットが時刻0からtまでに得られた情報の履歴 $Y_{0:t} = \{y_0, \dots, y_t\}$ から時刻tにおけるロボットの状態 $x_t$ を決定することを考える。 $x_t$ に対する $y_t$ の依存性が不確実性を含んでいる場合、未知の状態量 $x_t$ を正確にきめることは不可能である。したがって、確率的アプローチを行う。履歴 $Y_{0:t}$ から現在の状態が $x_t = x$ であると帰納される確からしさを条件付確率分布(事後分布) $P(x_t = x | Y_{0:t})$ として表現する。

状態量 $x_t$ と観測値 $y_t$ との依存関係が観測モデルと呼ばれる条件つき確率分布 $P(y_t | x_t, Y_{0:t-1})$ によって、また、時間的に隣接した2つの状態量 $x_t$ と $x_{t+1}$ との間の依存関係が条件付き確率分布 $P(x_{t+1} | x_t, Y_{0:t})$ によって規定させているとする。このとき、事後分布 $P(x_t | Y_{0:t})$ は再帰的な計算が可能である。観測の履歴 $Y_{0:t}$ が与えられたときの状態量 $x_{t+1}$ の条件付確率分布(予測分布) $P(x_{t+1} | x_t, Y_{0:t})$ を考えると、以下の関係を導ける。

$$P(x_{t+1} | x_t, Y_{0:t}) = \int P(x_{t+1} | x_t, Y_{0:t}) P(x_t | Y_{0:t}) dx_t \quad (1)$$

また、ベイズの定理より、事後分布 $P(x_{t+1} = x | Y_{0:t+1})$ に関して以下の関係を得るこ

とができる。

$$P(x_{t+1}|Y_{0:t+1}) = \eta_{t+1}^{-1} P(y_{t+1}|x_{t+1}, Y_{0:t}) P(x_{t+1}|Y_{0:t}) \quad (2)$$

ここで  $\eta_{t+1}$  は  $x_{t+1}$  に依存しない正規化項であり、以下で与えられる。

$$\eta_{t+1} = \int P(y_{t+1}|x_{t+1}, Y_{0:t}) P(x_{t+1}|Y_{0:t}) dx_{t+1} \quad (3)$$

したがって、初期状態に関する事前知識を確率分布（初期分布） $P(x_0)$ として反映させることができれば、(1)式と(2)式を交互に適用することで任意の  $t$  に対する事後分布  $P(x_{t+1}|Y_{0:t})$  を逐次的に計算することができる。また、マルコフ性を満たすとき、(1) - (3)式は以下のように簡略化することができる。

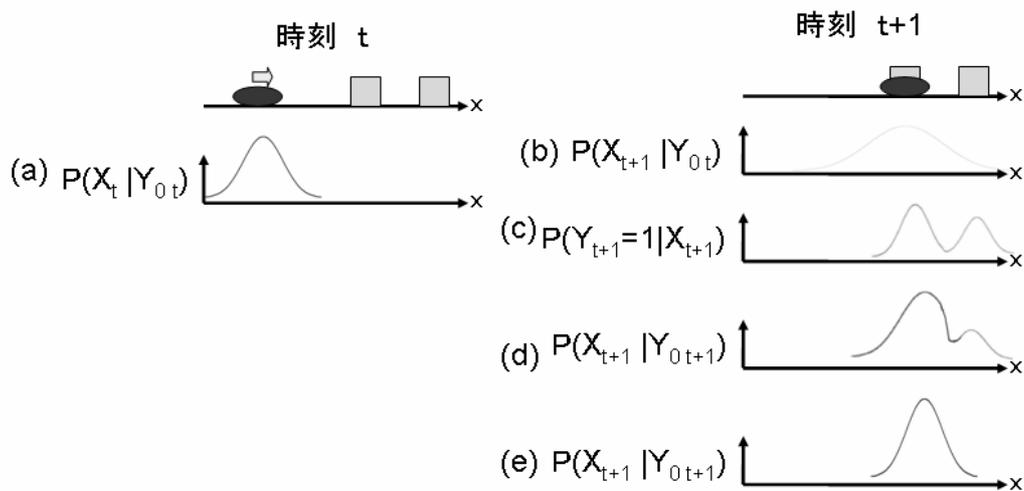
$$P(x_{t+1}|x_t, Y_{0:t}) = \int P(x_{t+1}|x_t) P(x_t|Y_{0:t}) dx_t \quad (4)$$

$$P(x_{t+1}|Y_{0:t+1}) = \eta_{t+1}^{-1} P(y_{t+1}|x_{t+1}) P(x_{t+1}|Y_{0:t}) \quad (5)$$

$$\eta_{t+1} = \int P(y_{t+1}|x_{t+1}) P(x_{t+1}|Y_{0:t}) dx_{t+1} \quad (6)$$

以下ではマルコフ性を満たすとし進める。

ロボットの自己位置推定にカルマンフィルタ (KF) を用いた。  $x_t$  を時刻  $t$  におけるロボットの位置、  $y_t$  をセンサから得られる観測値とする。今回用いた KF による手法について、例を上げ説明する。



### カルマンフィルタ

Fig.3 カルマンフィルによる推定手順

#### 例題

Fig.3 のように 1 次元の状態空間を移動するロボットを考える。ロボットがもっているセンサは、目の障害物を検知したときに  $y_t = 1$  を、それ以外は  $y_t = 0$  を出力する。しかし、誤作動することを考え、条件付確率分布  $P(y_t = 1 | x_t)$  Fig.3(c) とする。また、ロボットの移動量にはノイズが加える。ロボットが障害物までに移動するときどう推定するかを説明する。

KF は事後分布を単一のガウス分布によって近似されることである。Fig.3(a) のようなガウス分布で表現されているとする。この時、予測分布は Fig.3(b) のように、ロボットの移動量だけ平行移動し、その分布がノイズの大きさにより広げられたものとして得られる。事後分布は予測分布と観測モデルの積と考えられるので、その形状は Fig.3(d) である。しかし、KF は単一のガウス分布で表すため、最大点とその近傍における曲率に注目し、近似する Fig.3(e) となりロボットの位置を推定する。

## 2.7 マップを利用した自己位置推定

ロボットが LM マップに記述されている、ノードを検知することで、ロボッ

トの位置推定を行う。LM マップのノードには、それぞれノードの位置  $\mathbf{x}$ 、信頼度  $T_x$  をもっている。それを使い修正を行う。ロボットはKFを使い、地図上での位置予測を事後分布  $P(x_{t+1}|Y_{0:t})$  として考えている。ロボットが障害物を検知時に、そのロボットの事後分布を基に、マップ上のどのノードであるかを調べる。マップでは、ロボットの事後分布と、今検知されたランドマークの形状を、LM マップと比較することで、現在どのノードにいるかを調べる。ロボットが現在いるノードが予測することができたら、ロボットの事後分布を、ノードの位置情報から単一のガウス分布で表す。また、そのノードの信頼度によって、与えられたガウス分布の裾を広げ、その値をロボットの事後分布とする。

現在のロボットのいるノードを推定することで、ロボットの進行方向  $\theta$  をもとめる。ロボットのノードまでの移動はノードに繋がっている壁を目指しその後ノードに到着するため。ロボットがどの壁をたよりにして、ノードへ来たかをロボットの衝突前の分布から判断し、角度を求める。

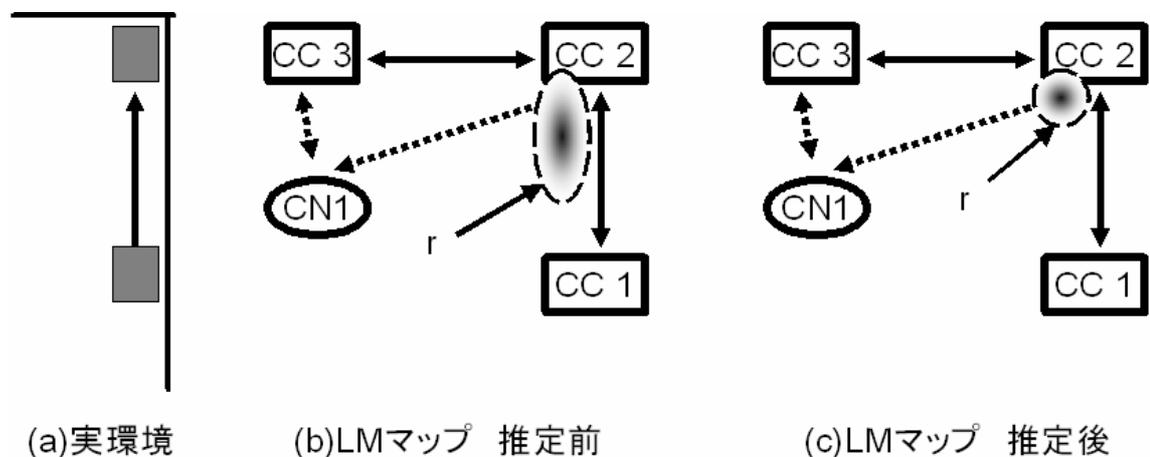


Fig.4 マップを利用した推定例

例として Fig.4 を示す。ロボットが Fig.4(a)に示したよう移動し、ランドマークを検知したとする。Fig.4(b)では推定を行う前の LM マップの様子を表している。ロボットの検知したランドマークの形状から、LM マップでの候補として、CC 1、CC 2、CC 3が考えられる。そして、衝突する前のロボットの事後分布から、現在のランドマークは LM マップにおいてCC 2であると予想される。その予想にともない、ロボットの事後分布を推定する。

また、ロボットの角度 $\theta$ は、ロボットは Fig.4(b)での CC 1 から CC 2 へ向かってきたことが判る。CC1 と CC2 の位置情報から、CC2 に到達時でのロボットの角度 $\theta$ をきめる。

Fig.4(c)では推定後を表している。予想されたノードでの信頼度 $T_x$ が高ければ、事後分布のひろがり小さくなり、逆に低ければ、広がり大きくなる。これは、ノードの位置情報が不正確であるためにこのような処理を行う。

## 2.8 ノードまでの移動

ロボットは誤差を含んで移動している、そのため目的のノードに正しく到達できないことがある。これを軽減させるために、ノードへ移動する方法を行う。

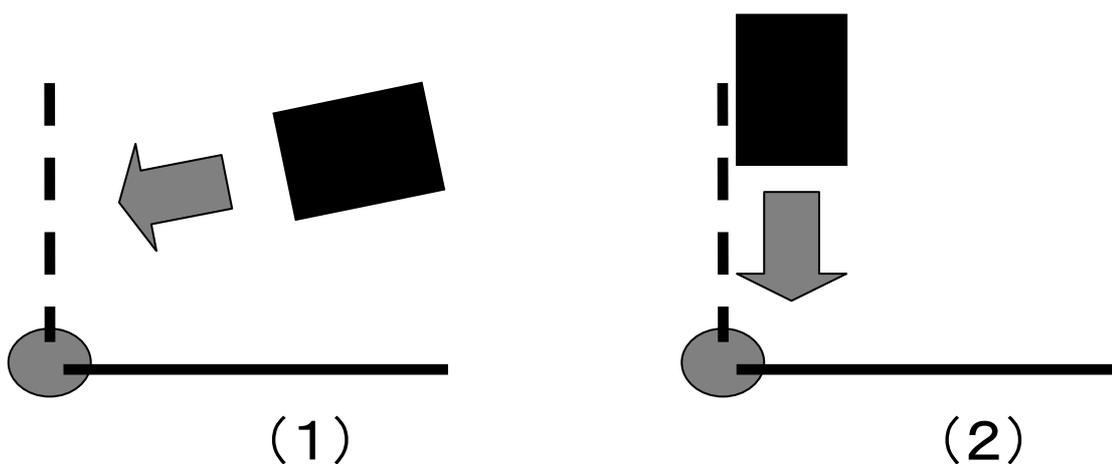


Fig.5 ノードへの移動

Fig.5 にはノードへの移動の様子を示す。ノードを円で表す。ノードへ移動するために、ノードが繋がっている、点線で表示した壁を目指す Fig.5(1)。これは、ロボットが誤差を含んでいても、壁はロボットに対して長く、安定して到達できるためである。Fig.5(2)は到達した壁にそってノードを目指す。これによってノードにロボットが到達したときに、壁と繋がってノードを調べることでロボットの角度を修正することができる。

# 第3章 ナビゲーション方法

## 3.1 アルゴリズム概要

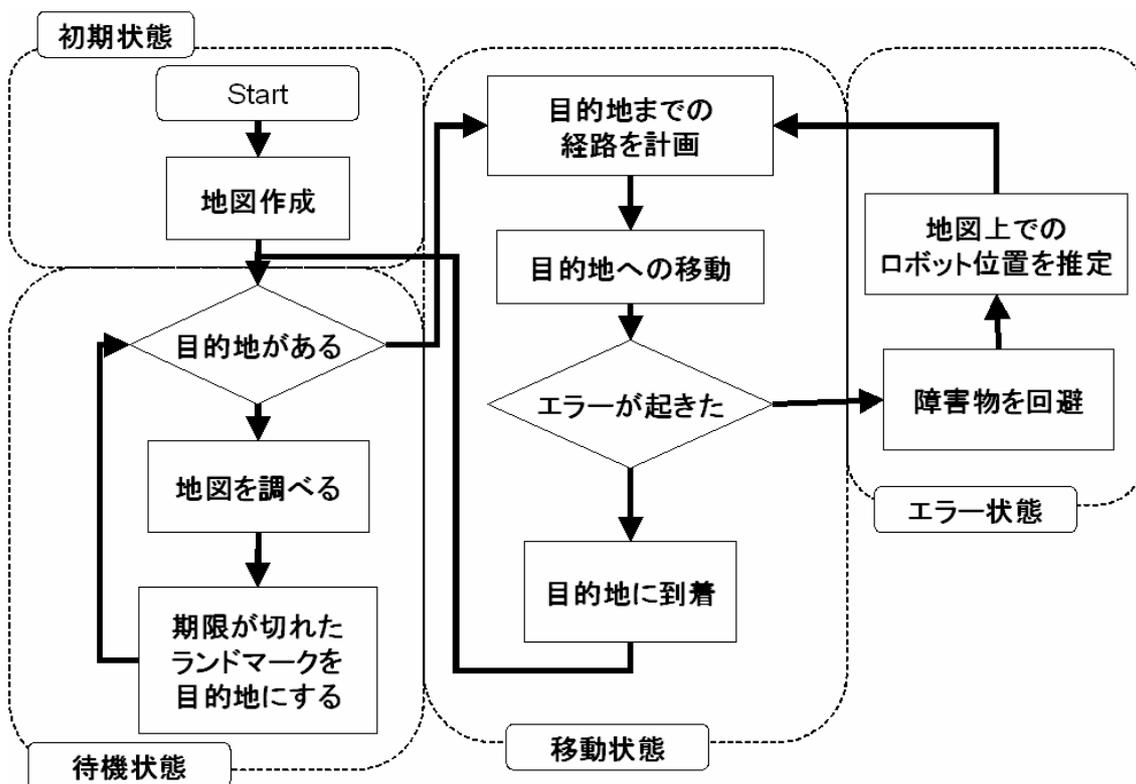


Fig.6 アルゴリズム全体図

ロボットのナビゲーションでのアルゴリズム全体図を Fig.6 に示す。ロボットの内部状態として、初期状態、待機状態、移動状態、エラー状態の 4 つを定義する。初期状態では、ロボットが始めて環境内で移動を行う状態をさす。待機状態では、ロボットが充電器にて待機している状態を表す。移動状態では、目的の位置へロボットが移動をしている状態を表す。エラー状態では、移動時にロボットがトラブルにあっている状態を表す。それぞれの状態については以下

の節で説明をする。

### 3.1.1 初期状態

ロボットは初期条件として、充電器の位置を知っているとす、これはマップを充電器の位置から作成するためである。また、充電器は必ず部屋の隅に設置することにした。ロボットは初回起動時には環境のマップを持っていない。そのため、ロボットはマップを作成することを行う。

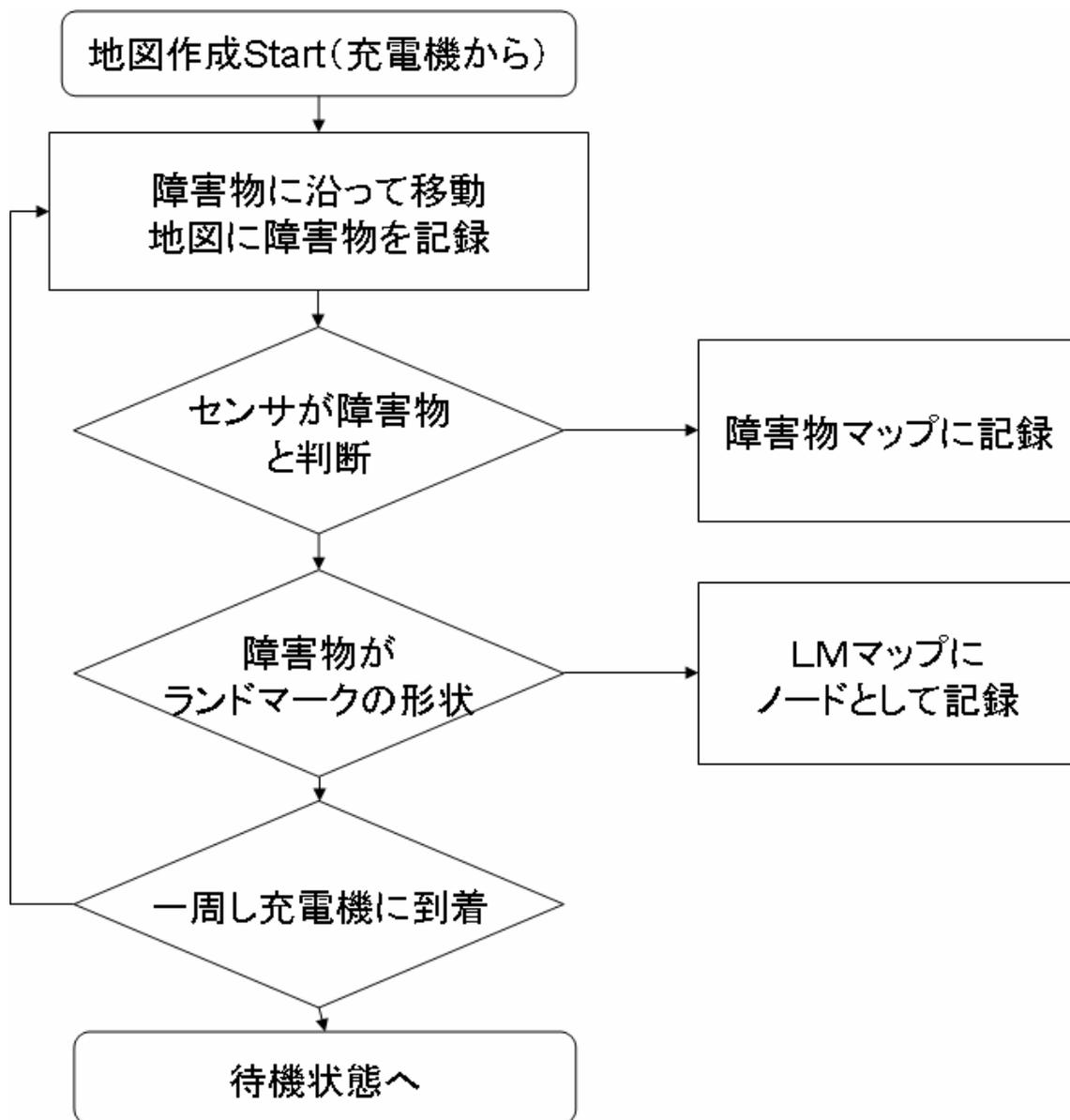


Fig.7 地図作成のアルゴリズム

ロボットが行うマップ作成のアルゴリズムを Fig.7 に示す。ロボットは、充電器が部屋の隅に設置されているため、充電器から壁にそって部屋を一周する。ロボットが得た環境の情報からマップの作成を行う。これによって、基準とするマップを作成し、目的の移動を行う。

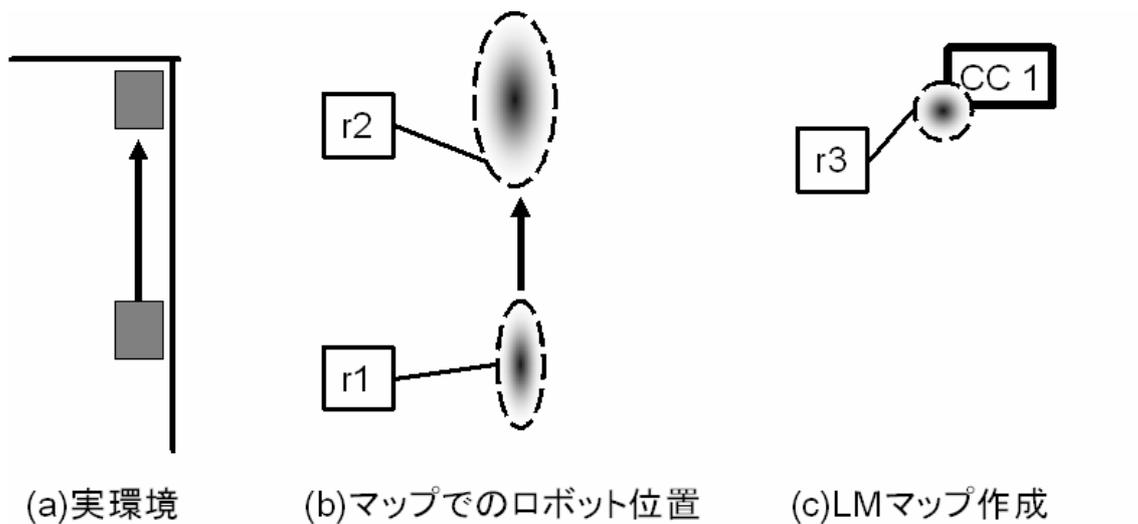


Fig.8 ランドマークマップ作成

ランドマークマップの生成を Fig.8 に示す。Fig.8(a)は、部屋の外周を回っているさいに、ランドマークとなる形状をロボットが検知することを示している。このときにランドマークマップにランドマークをノードとして作成する。ロボットが Fig.8(a)の様に移動すると、マップでの推定位置は Fig.8(b)になる、 $r1, r2$  は移動前と移動後の推定位置の分散の広がりを示す。マップ上ではロボットが、 $r2$  に移動時にランドマークを検知したので、 $r2$  での最もロボットの位置として確率の高い場所をそのランドマークの位置として、ランドマークマップにノードを作り情報をのせる。ロボットの分散を今作成したノードの位置で表す。Fig.8(c)ではノードを作成し、ロボットの推定位置を  $r3$  として与えていることを示す。

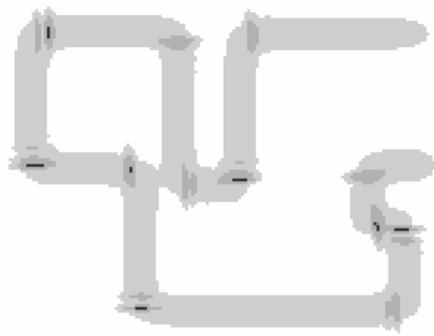
障害物マップではロボットの事後分布  $P(x_t|Y_{0:t})$  を使って作成していく。環境内をロボットが移動時には、2次元のガウスで表現された事後分布  $P(x_t|Y_{0:t})$  で推定されている。タッチセンサ、超音波センサで障害物を検知時に、障害物マップに、記述する。障害物マップは2次元のグリッドで表現されている、そのマップ上でのロボットの推定位置に、ロボットの事後分布  $P(x_t|Y_{0:t})$  に係数を掛けたものを、

そのグリットで切られた地点での障害物の確率として、マップへ記述する。

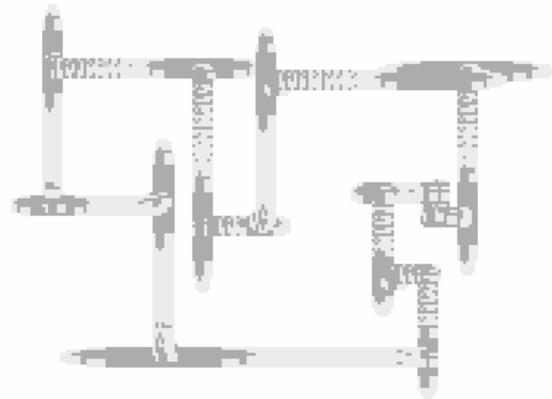
一度グリットに記述を行うと、そのグリットが持っている障害物の確率より低いものは記述しない。

### **3.1.2 待機状態**

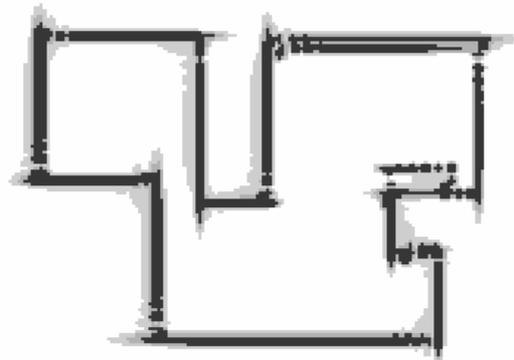
ロボットが利用者から目的地を与えられるのを待っている状態を示す。この状態の時にマップのメンテナンスを行う。ロボットがナビゲーション終了時には、そのナビゲーション実行時に取得した情報を使って、マップを更新する。また、時間が経過するごとに地図の情報を劣化させていく、ランドマークマップではノードの信頼度を減少させ、障害物マップでは障害物の確率を下げている。



(a)更新前マップ



(b)更新情報



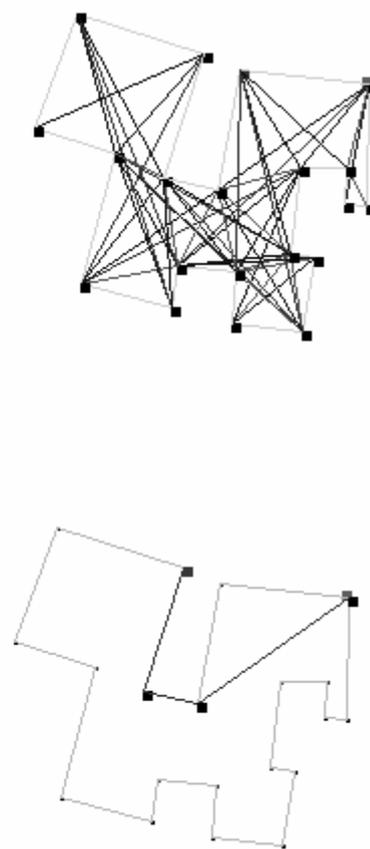
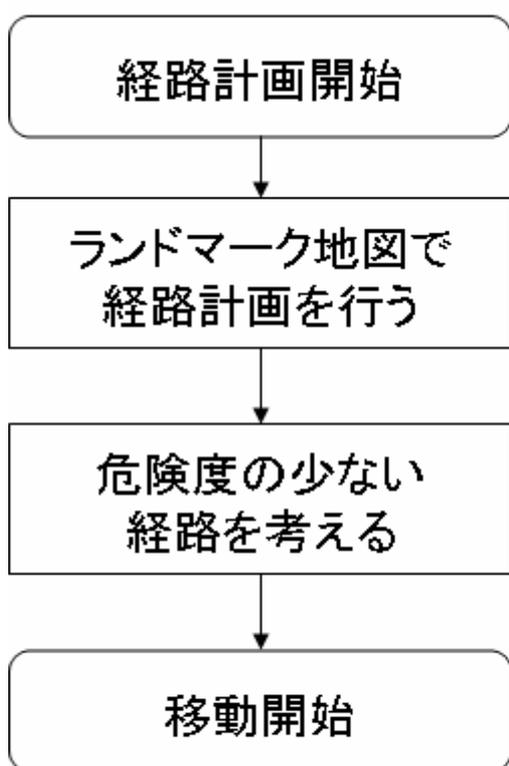
(c)更新後マップ

Fig.9 障害物マップの更新

移動時の環境情報をもとに障害物マップの更新を Fig.9 に示す。Fig.9(a)はロボットが経路計画を行ったときに利用した障害物マップを示す。Fig.9(b)は目的地に移動して得た障害物の情報を示す。Fig.9(c)は(a),(b)の情報からあらたに作成した障害物マップを示す。(b)の情報を得たことで障害物を増えたことが解る。このように、マップに情報を加えていきナビゲーションを行う。ランドマークマップでは、更新情報として、目的地までに経路として利用したノードの信頼度を高くする。

### 3.1.3 移動状態

ロボットが利用者から目的地を与えられ、移動を行っている状態を示す。この状態ではまず目的地までの経路を計画する。その後、経路計画に従って目的地までの移動を開始する。



(a)経路計画の流れ

Fig.10 経路計画の流れ

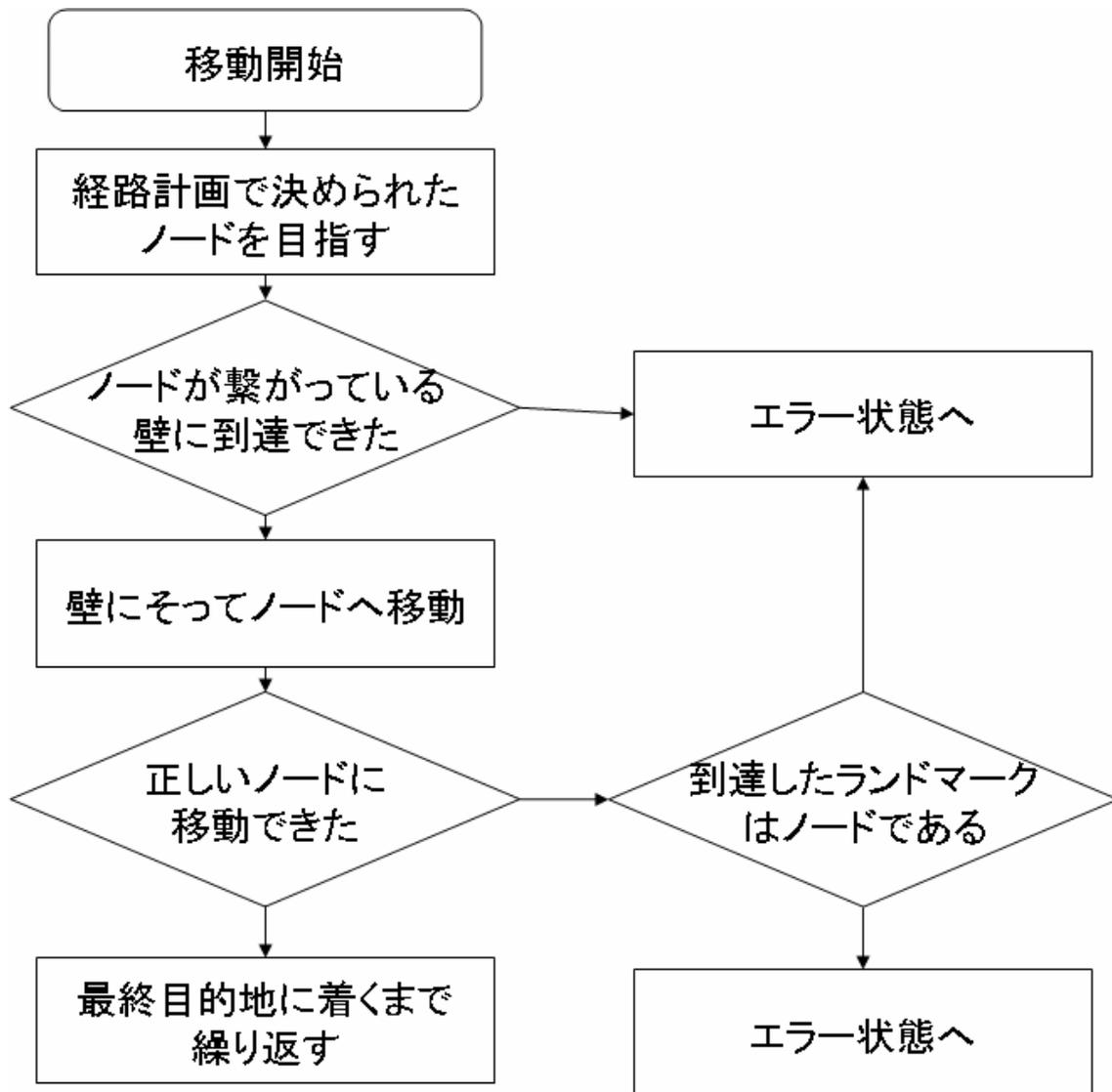


Fig.11 ロボットの移動の流れ

ロボットが経路の計画を行うアルゴリズムを Fig.10 に、経路計画後の移動の流れを Fig.11 に示す。まずランドマークマップと障害物マップを使い、それぞれのノード間に障害物に出会う確率を危険度  $D_M$  として考える。その値にノードの信頼度  $N_P$  に係数  $A$  をかけた値を引くことで危険度  $D$  を求める。

$$D = D_M - N_p \times A \quad (7)$$

ノードが壁で繋がっていれば、壁の様子を障害物マップで調べ危険度を考え

る。その後、目的の経路まで一定の値より危険度  $D$  が低い経路を使い、経路を計画する。計画後はその経路計画にしたがって、順番にノードをたどり目的地まで移動を行う、その際に、何かのエラーが出てしまったら、エラー状態へと遷移する。

### 3.1.4 エラー状態

移動状態でエラーが起きたことで遷移する状態を示す。エラーとしては3つが考えられる。

エラー1：障害物があり目的のノードへ移動できない

エラー2：経路計画には無いノードへ移動した

エラー3：ロボットの推定位置があやふやになってしまう

これらのエラーに対してそれぞれ処理を行い、移動状態へと遷移させる。

エラー1

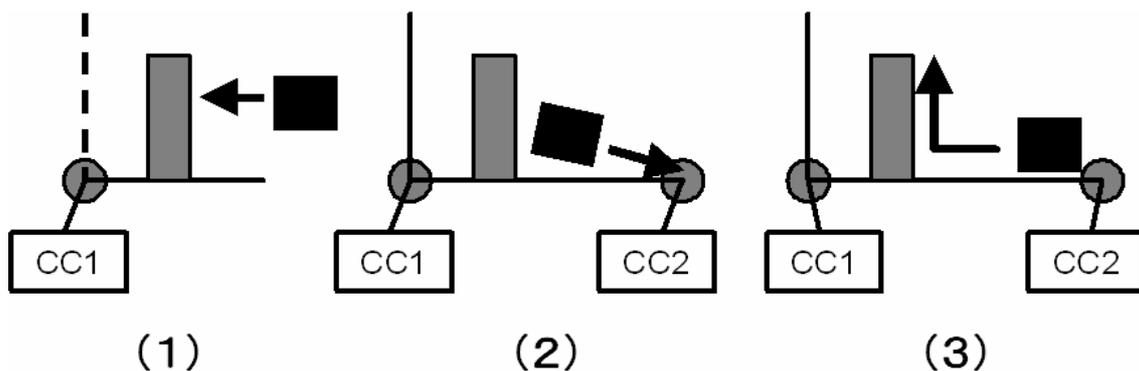


Fig.12 障害物回避

障害物の回避の例として Fig.12 に示す。ロボットが目標とするノード CC1 を目指していたとする。Fig.12(a)のように、ロボットは CC1 が繋がっている線で示される壁を目指している、しかし、障害物がありその壁に到達できない。

その処理として、まず Fig.12(b)のようにロボットが進行方向以外で移動可能であり、CC1 と壁で繋がっているノード CC2 を探し、そこへ移動しロボットの推定位置を確かめる。その後 CC2 から壁に沿って移動し CC1 を再度目指す。その際に、障害物をマップに記録し、次回からの移動に危険度として反映させる。だが、障害物に完全に遮られ CC1 に到達不可能であるケースも考えられる。そのケースでは CC2 から壁に沿って移動後、CC1 を発見することができなかつたら、最終目標地点まで CC1 を除いたノードをつかり CC2 から経路を計画し直す。

## エラー 2

このケースでは、マップ上でのロボットの位置は推定できている。そのため現在ロボットが到達したと考えているノードから再度、最終目標地点までの経路を計画する。その後、移動状態へ戻り、移動を行う。

## エラー 3

このケースではロボットが環境内のどこにいるのかが解らなくなっている。そのため、目標地点を目指すことは困難である。そこで、まずロボットの位置を特定することを行う。

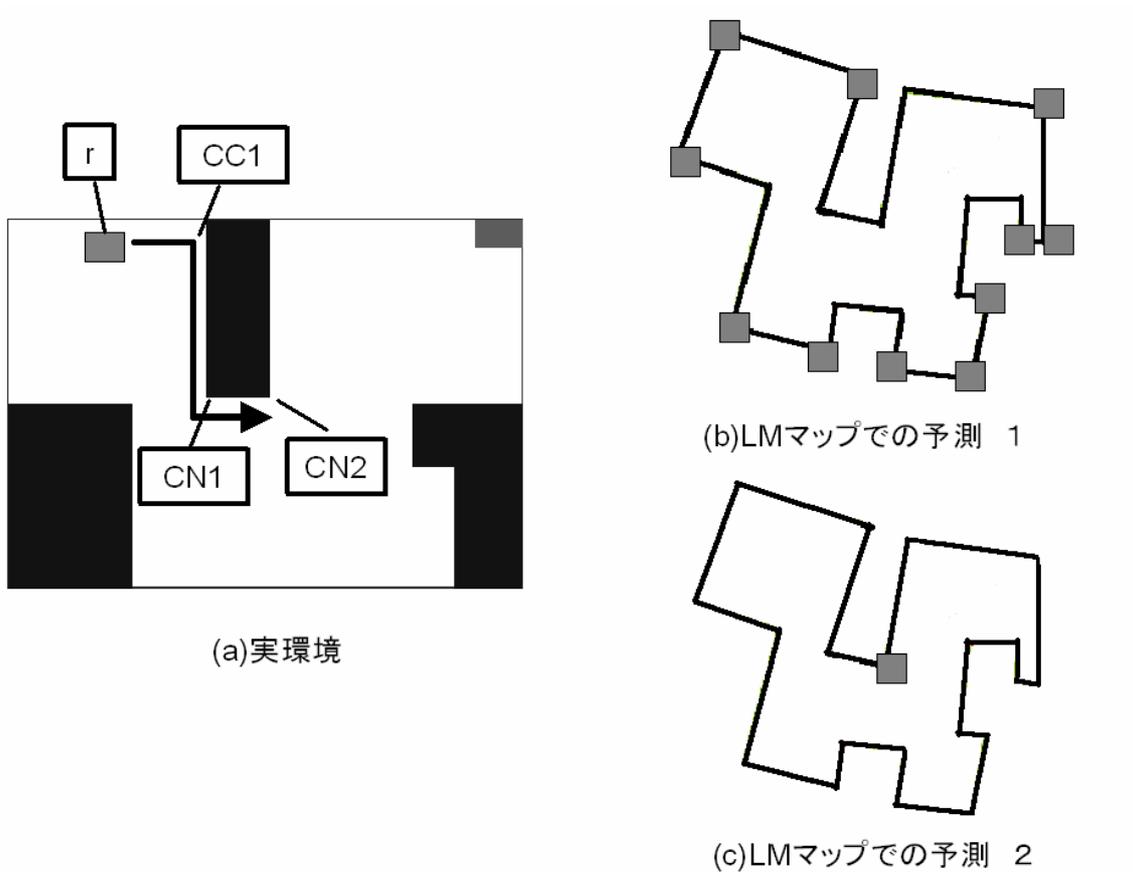


Fig.13 ランドマークマップを利用した位置予測

ロボットの位置を特定する例を Fig.13 に示す。まず、Fig.13(a)でのロボット (r)が、マップ上での位置がわからなくなったと考える。ロボットはまず、障害物を探し、その後、障害物に沿って移動し、一定距離を障害物に沿って移動することができたら、その障害物を壁と判断する。そして、その壁にそって移動しランドマークを探していく。例ではロボットはランドマーク CC1 を検知する、その形状から、ランドマークマップでの同じ形状を持つノードをロボットの候補地とする、その様子を Fig.13(b)に示す。ロボットは移動を続け、CN1,CN2 と検知していき、ランドマークマップ上での候補地が一つに絞れるまで、移動を繰り返す、今回の例では移動したことで、ロボットの位置を特定して様子を Fig.13(c)に示す。

## 第4章

### シミュレーション

#### 4.1 シミュレーション条件

シミュレーションでのロボットは、オドメトリ、タッチセンサ、超音波センサを持っているとする。ロボットは直径 30 cm の円形で車輪を使い移動を行う。オドメトリを使って、ロボットの移動距離の情報、方向を得る。距離の誤差の大きさは、ロボットが 100 cm 進むにあたり、 $\pm 10$  cm の間で含むとした。また、角度の誤差は、ロボットが 1 rad 変化するごとに  $\pm 0.1$  rad の間で含む。タッチセンサは、ロボットの進行方向に障害物があり、進めないときに  $t=1$  を、それ以外は  $t=0$  を出力する。超音波センサはロボットの両脇にあり、ロボットから 30 cm 以内に障害物があれば  $s=1$  を、それ以外では  $s=0$  を出力する。ロボットは壁に沿って走行することは可能であるとした。

#### 4.2 シミュレーション

ロボットは用意した環境内で繰り返しナビゲーションを行った。

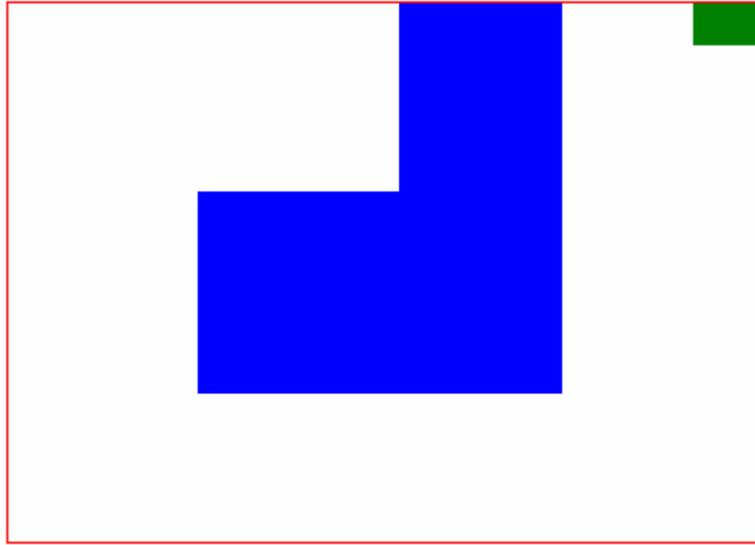


Fig.13 環境 1

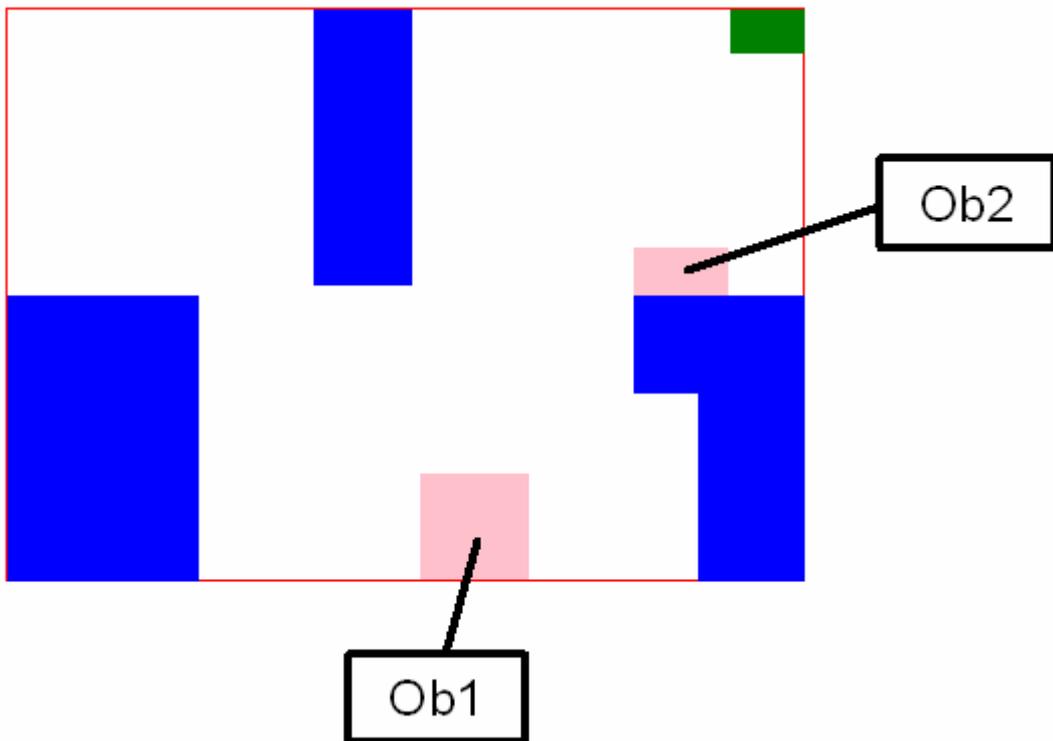


Fig.14 環境 2

シミュレーションに使った環境を Fig.13, Fig.14 に示す。障害物を濃淡図で表している。色が青く表現された区間は常に環境内に存在する、ピンク色の区間は一定の確率で現れる障害物、緑色の区間はロボットの充電器、赤い線は壁と

した。環境2には障害物として Fig.14 (Ob1)、(Ob2)を用意した。それぞれの障害物はロボットが移動時に Ob1 が 30%、Ob2 が 70%の確率で、出現する。ロボットが地図を作成後は、利用者がランドマークマップのノードを目的地としてロボットに与える。

### 4.3 シミュレーション結果と考察

環境1, 2を用意しシミュレーションを行った結果を示す。

#### 4.3.1 環境1

結果1 作成したマップ

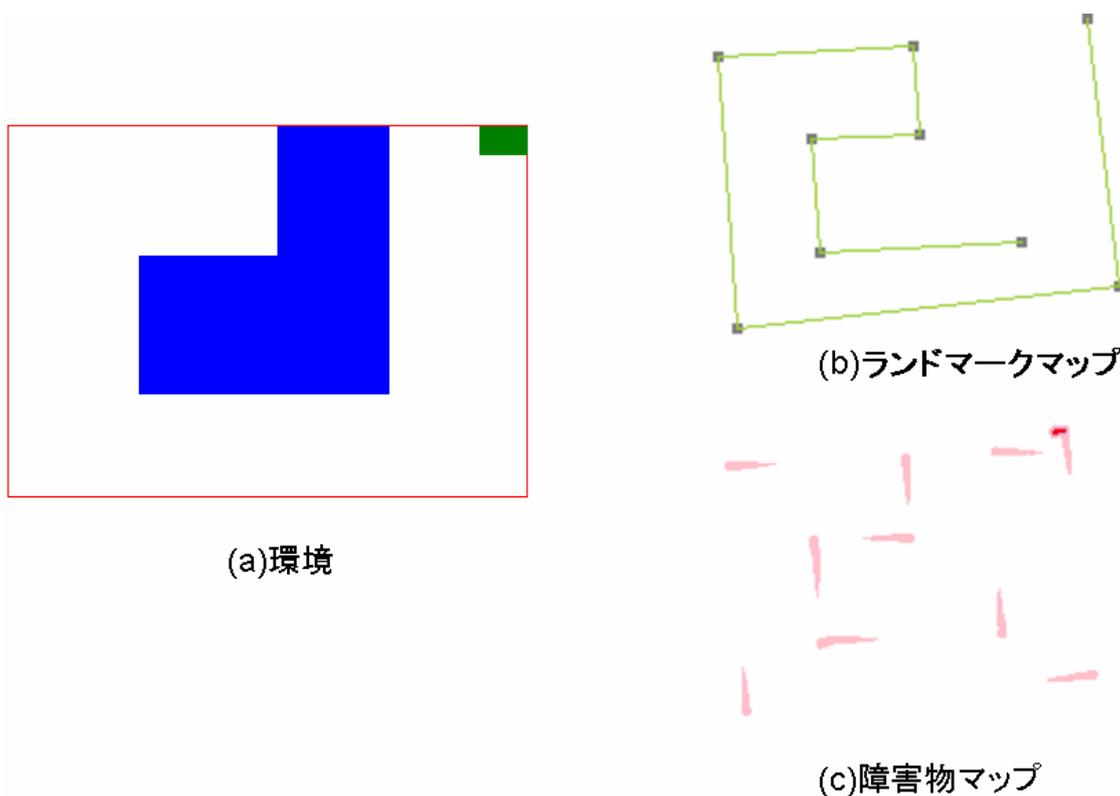


Fig.15 環境1、初期状態でのマップ作成

Fig.15(a)は、ロボットが移動する環境、Fig.15(b),(c)に、作成したマップを示す。(b),(c)を(a)と比べる。(b)のマップでは(a)に比べ歪んだ部屋の形になった。(c)のマップではランドマークの形状に近い場所の壁が描かれた。

## 結果2 障害物マップの変化

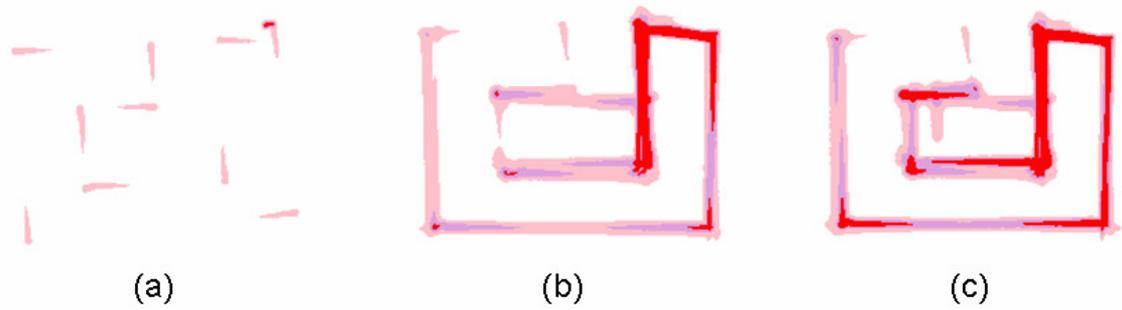


Fig.16 環境1、障害物マップ

Fig.16 に障害物マップの変化を示す。濃淡によってマップ上での障害物の確率を表す。(a),(b),(c)の順で更新されたマップになる。充電機に近い場所から徐々に壁の形が描かれていった。(c)になると、環境全体の形が見えてきた。

## 結果3 ランドマークマップの変化

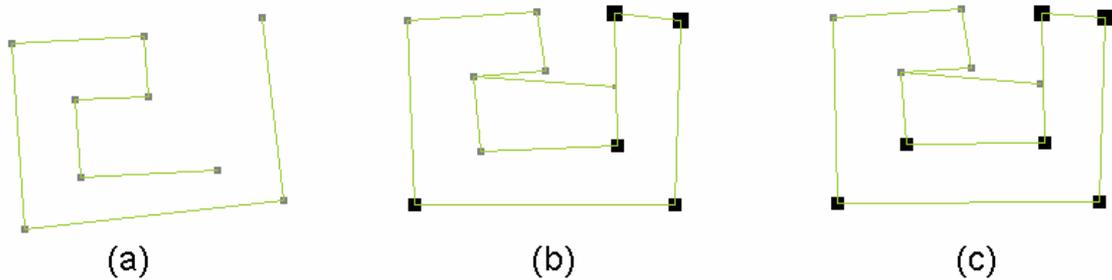


Fig.17 環境1、ランドマークマップ

Fig.17 にランドマークマップの変化を示す。ノードの信頼度を黒点の大きさと表現する。(a),(b),(c)の順で更新されたマップになる。(b)のマップでは環境内に存在しない場所にランドマークが作成された。(c)のマップではランドマークの信頼度が増えたが、(b)で作成されたノードの信頼度は減少していった。



トの進行を妨げる障害物が無かったため、初期のマップでも十分なナビゲートができたと考えられる。更新が進むと、ランドマークマップでのノードの信頼度が上がることで、目的地まで最短で経路計画をすることができたと考えられる。

### 4.3.2 環境 2

#### 結果 1 作成したマップ

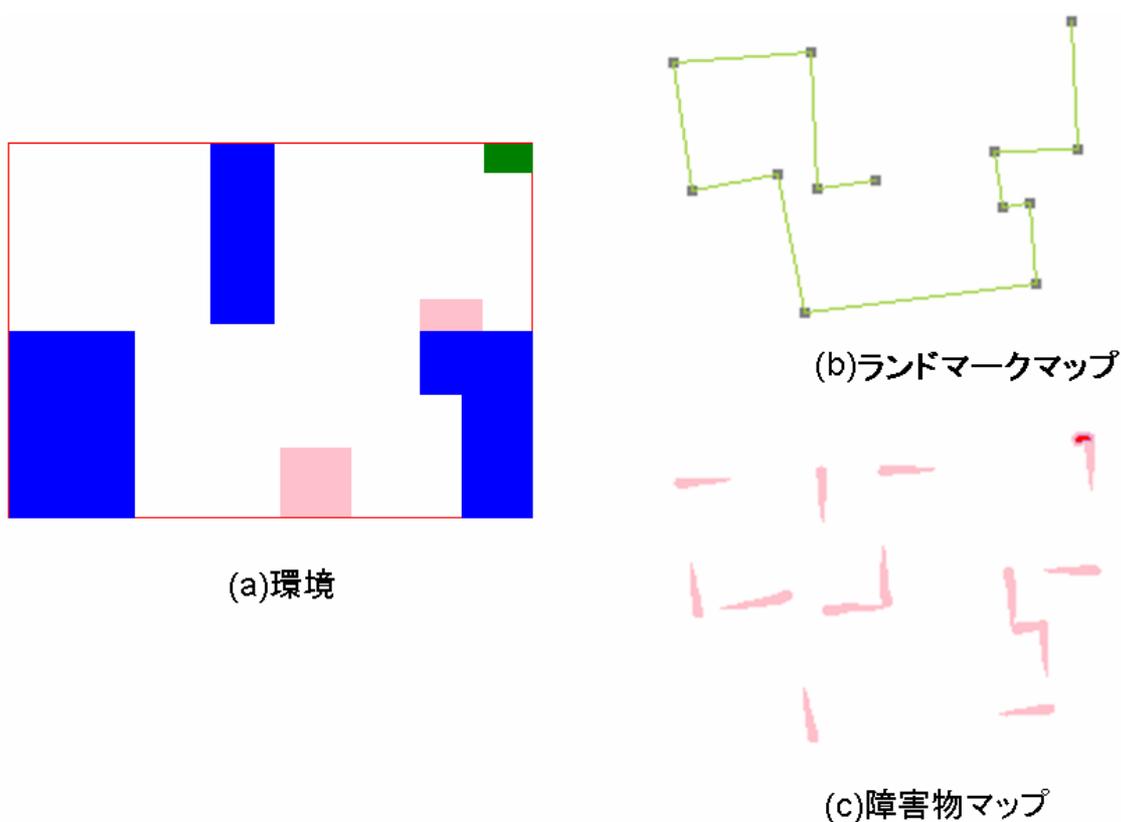


Fig.19 環境 2、初期状態でのマップ作成

Fig.19(a)は、ロボットが移動する環境、Fig.19(b),(c)に、作成したマップを示す。(b),(c)を(a)と比べる。(b)のマップでは(a)に比べ左に寄った部屋の形になった。(c)のマップでは障害物の分布が小さく壁は確認できない。

結果 2 障害物マップの変化

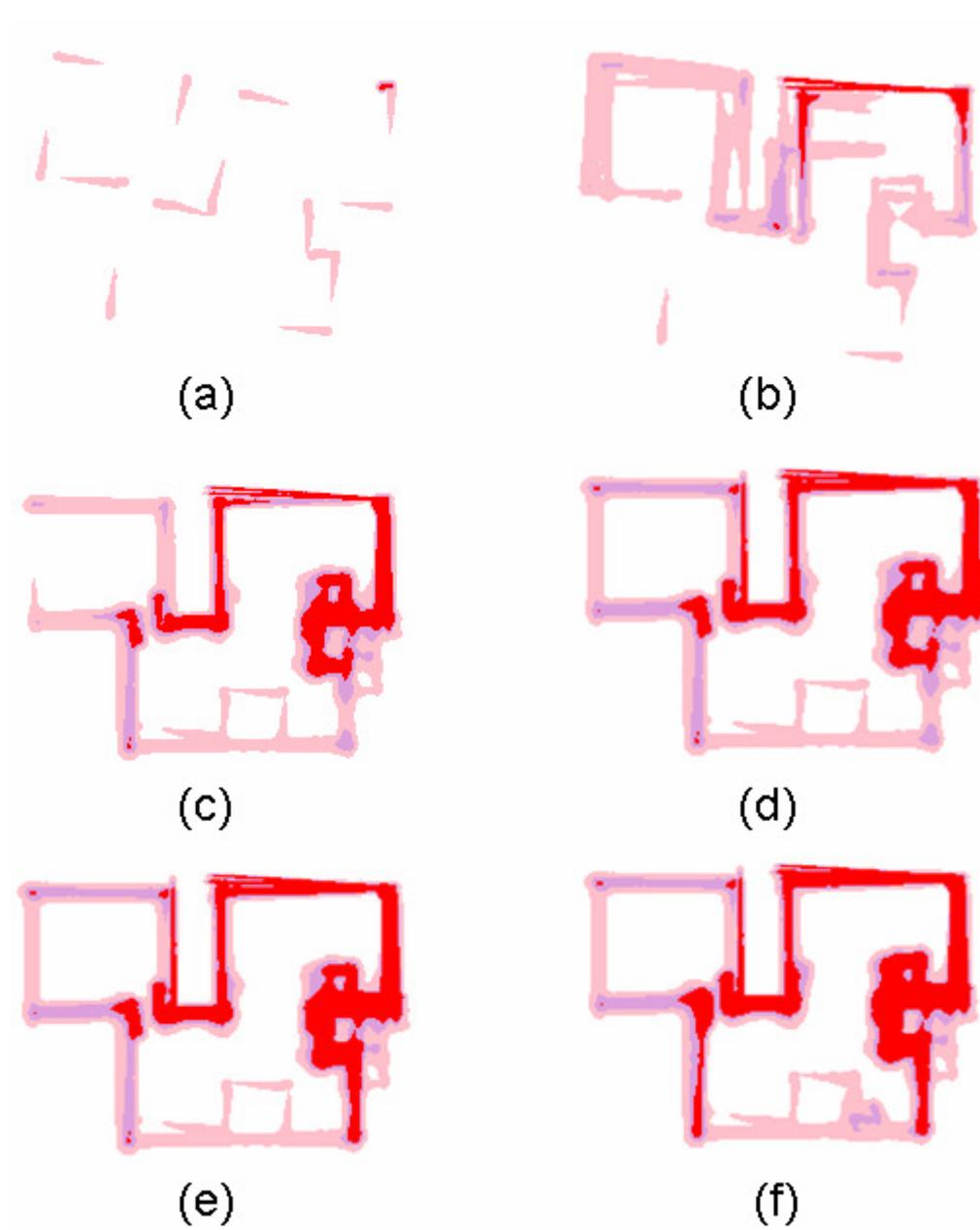


Fig.20 環境 2、障害物マップ

Fig.20 に障害物マップの変化を示す。(a)~(f)の順で更新されたマップになる。充電機に近い場所から徐々に壁の形が描かれていった。(c)になると、マップにランダムで出現する障害物の形が見えてきた。更新が進むことで環境の壁ははっきりしてきた。

### 結果3 ランドマークマップの変化

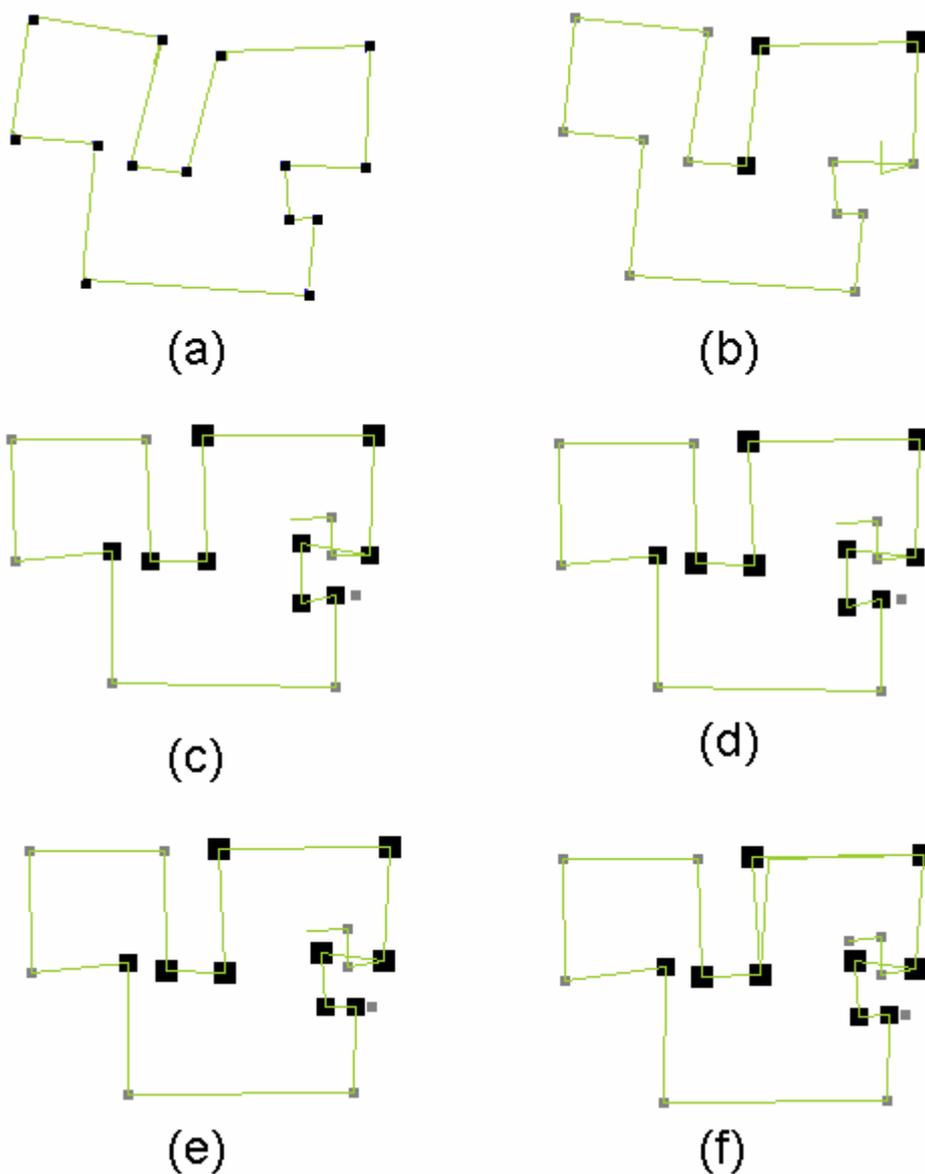


Fig.21 環境 2、ランドマークマップ

Fig.21 にランドマークマップの変化を示す。(a)~(f)の順で更新されたマップになる。信頼度が高いノードが増えていった。また、Fig.14 (Ob 2)の障害物がノードとして作成された。

#### 結果 4 障害物回避

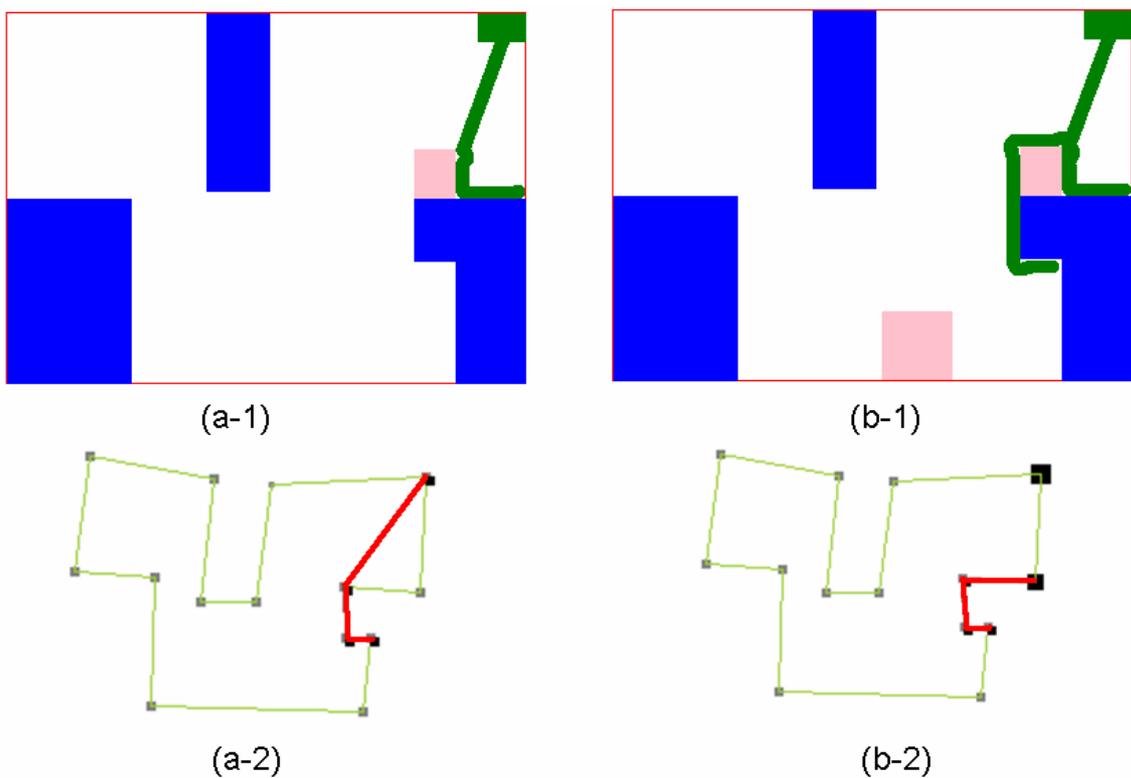


Fig.22 障害物回避

Fig.22 に環境 2 での障害物回避を示す。Fig.22(a-2)は目的地までの経路計画を示す。Fig.22(a-1)は、目的地まで移動時に Fig.14 (Ob 2)の障害物に衝突し、近くのノードへの移動を示す。Fig.22(b-2)はロボットがいるノードから目的地までの経路計画を示す。Fig.22(b-1)は、障害物を調べるため、壁に沿って目的のノードへの移動を示す。

## 結果 5 ナビゲーションの変化

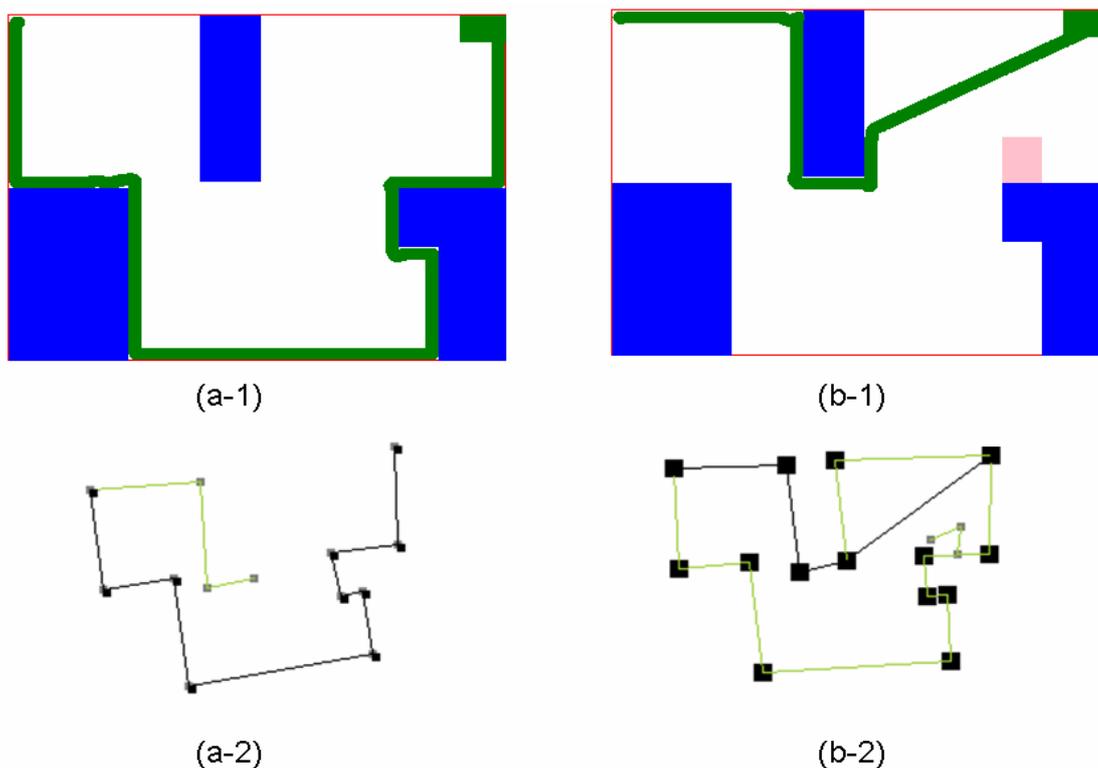


Fig.23 環境 2、ナビゲーション 1

Fig.23(a-1),(b-1)に環境でのロボットの移動を緑色の軌跡で、(a-2),(b-2)に経路計画でのルートを赤い線で示している。(a-2)、(b-2)は同じノードを目的地として経路計画を行った。(a-2)は、マップ作成時と同じルートを計画した。(b-2)は、(a-2)に対して短いルートで計画を行った。(a-1),(b-1)は、両方とも目的地まで移動することができた。



Ob2 は出現率が 70%と高く、充電機にも近いため、結果 4 のような衝突が、頻繁あったと考えられる。そのため、Ob1 の一部がノードとし、移動の手がかりに利用された。結果 5 では Ob1 の障害物を回避する経路が計画されている。これは、経路計画で Ob1 に衝突する危険が高いと判断したと考えられる。これによって環境が変化しない場所を、移動のルートとして選び、エラーを起こすことなく移動できるようになった。この結果から、変化する環境の中で、マップを使い、安全に移動することが可能であると考えられる。

# 第5章

## 結論

本研究では、家庭で利用するロボットのナビゲーションシステムの開発するため、ナビゲーションアルゴリズムの研究を行った。家庭内では人の生活により、家具が動き環境が変化する。そこで、環境が変化する条件の基、ロボットがその変化を表す地図を作成し、移動中のロボットの情報から地図を更新し、地図から環境の変化を予想し、ナビゲーションを行った。

また、ロボットのセンサは、オドメトリをベースとして、誤差を含ませた。そのため、作成する地図は、ロボットが環境内を移動した主観で作成した。

シミュレーションとして、ロボットを用意した環境で地図作成、ナビゲーションを行った。障害物を環境の中に一定の確率で出現させることで、環境の変化を表現した。移動を繰り返し、地図の更新を行い、地図の変化、目的地までのナビゲーションの変化を調べた。

ロボットは環境に頻繁に出現する障害物を、避けて目的地まで移動する経路を計画した。頻度の低い障害物は、経路計画には影響を示さなかった。

本研究の展望としては、実際のロボットへ実装し実験を行うことが上げられる。また、今回の条件は環境の大まかな形は変えなかった。しかし、家庭内では、ベットや机などの大きな家具が移動や、異なった部屋でのロボットの使用など、環境がそれまでのものと全く変わってしまうこともある。その様な場合にも対応するアルゴリズムの研究が上げられる。

## 参考文献

- [1] 友納正裕、油田信一. “不確かさを許すマップにおける移動ロボットの自己位置推定” 日本ロボット学会誌 Vol,20 No.4,pp425～436, 2002
- [2] 孫野道征 吉本潤一郎, “混合カルマンフィルタにおける隠れ状態推定法” 信学技報 IEICE Technical Report NC 2005 102 pp91～96 , 2006
- [3] 三浦純 “移動ロボットの認識と行動のプランニング” 情報処理学会 CVIM 研究会『新しいロボットビジョンの動向 –移動のための視覚–』 2003-CVIM-136-3, 2003 年 1 月
- [4] 森実克、山田誠二、豊田純一. “移動ロボットによるサブゴール間巡回行動の学習” 日本ロボット学会誌 Vol X X No. X X,pp.1001～1004 , 1996
- [5] 及川一美、土谷武士、大久保繁範 “サブサンプリング・アーキテクチャのオブジェクト指向設計”, 日本ロボット学会誌 Vol.23 No.6,pp.697～705 ,2005
- [6] John J.Leonard,Hugh F.Durrant-Whyte “Simultaneous Map Building and Localization for an Autonomous Mobile Robot” IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems IROS’91.Nov 3-5,1991
- [7] John J.Leonard,Hugh F.Durrant-Whyte “Mobile Robot Localization by Tracking Geometric Beacons” IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION,Vol7,No3,June 1991
- [8]ThorstenSchmitt,RobertHanek,MichaelBeetz,SebastianBuck,BerndRadig“Cooperative Probabilistic State Estimation for Vision-Based Autonomous Mobile Robots”IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION,Vol8,No5,October 2002

- [9] R. Osu, D. W. Fanklin, H. Kato, H. Gomi, K. Domen, T. Yoshioka and M. Kawato, "Short- and Long-Term Changes in Joint Co-Contraction Associated With Motor Learning as Revealed From Surface EMG" J. Neurophysiol 88 : 991-1004, 2002
- [10] 竹内栄二郎、坪内孝司、油田信一, "センサ情報を統合する機能を有する移動ロボットソフトウェアシステム" 第4回SICEシステムインテグレーション部門講演会 (S I 2 0 0 3) 1A4-3 2003-12 東京
- [11] 田中敏雄、西田健次、栗田多喜夫, "2つの位置マップによる移動ロボットのナビゲーションの性能比較," 日本神経回路学会 第12回全国大会論文集, 2002.
- [12] 山本貴志, 前山祥一, 大矢晃久, 油田信一: "壁面ランドマークの自動認識に基づく移動ロボットのための自律自己位置推定システム", 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'99 講演論文集, 1P1-40-056 (1999.6)
- [13] Andrea Garulli, Antonio Giannitrapani, Andrea Rossi, Antonio Vicino "Mobile roboto SLAM for line-based environment repersentation" 44th IEEE Conference on Decision and Control ,and tha European Control Conference 2005, Seville, Spain, Decdmber 12-15, 2005
- [14] G.C. Anousaki, K.J. Kyriakopoulos "Simultaneous Localizztion and Map Building for Mobile Robot Navigation" IEEE Robotics & Automation Magazine 42-53 September 1999