

衝突の危険性を評価基準とする移動ロボットの走行経路の評価

入江雅洋(岡山大) 永谷圭司(岡山大) 五福明夫(岡山大)

Path Evaluation for Mobile Robot Based on Risk of Collision

*Masahiro IRIE (Okayama University), Keiji NAGATANI (Okayama University),
Akio GOFUKU (Okayama University)

Abstract—This paper proposes a path evaluation method for a mobile robot based on risk of collision in known environment. In our approach, a positioning error caused by odometry system is represented by co-variance matrix, and a risk of collision is defined by a positional relationship between the robot and obstacles. We also consider sensing points planning for position adjustment, based on the same approach. Some examples of path evaluation results support a validity of the proposed method.

Key Words: Path Evaluation, Mobile Robot, Risk of Collision, Positional Uncertainty, Odometry System

1. はじめに

車輪型の移動ロボットでは、自己位置・姿勢を推定する手法として、車輪の回転量より推定するオドメトリを用いることが多い。しかし、オドメトリでは、車輪の滑りなどが原因で位置推定に誤差が生じ、走行に伴いこの誤差が累積する。このため、既知環境においても障害物に衝突する危険性が生じる。本稿では、このような危険を回避するために、既知の静止障害物に対する危険性を評価基準とした経路評価手法を提案する。

これまで提案された衝突の危険性を評価する手法¹⁾では、オドメトリにより生じるこの危険性を、走行距離に応じて単調増加すると仮定していた。しかし、現実には、オドメトリによる誤差の広がりを理論的に推定し、これを基に衝突の危険性を考慮することが望ましい。また、ロボットと障害物との位置関係を考慮しなければならない。そこで、本研究では、衝突の危険性をより理論的に評価するため、これまでに提案されているオドメトリによる誤差を確率的に表現する手法²⁾を用い、衝突の危険性を評価することとした。一方、オドメトリによる誤差を軽減するために、外界センサを用いた位置修正を行う手法が一般的に用いられている。そこで、本研究では、位置修正によるオドメトリ誤差の軽減を考慮した経路の評価手法についても考察する。

2. 問題設定

本研究で対象とするロボットは、独立二輪駆動輪型の移動ロボットとし、オドメトリを用いて自己位置推定を行なうものとする。オドメトリとは、車輪の回転量から自己の位置・姿勢を推定する手法である。ただし、このオドメトリには、実環境下で生じる様々な要因により、自己位置推定に誤差が生じ、この誤差が累積するという問題がある。一方、このオドメトリの誤差は、外界センサを用いた位置センシングを行なうことで、軽減することが可能である。

以上の移動ロボットに対し、前提条件として、次のことを考慮する。走行環境は既知とし、スタート地点、ゴール地点、環境モデルは、あらかじめ得られている

とする。ここでの環境モデルとは、環境内の壁などを含む障害物、位置修正のためのセンシングポイントである。衝突の危険性評価は、この環境モデル内の既知の静止障害物を対象とする。

3. オドメトリの自己位置推定とその誤差の推定

本研究では、衝突の危険性を評価基準とするため、オドメトリによる自己位置推定の不確かさを確率的に表現する方法²⁾を利用することとした。

3.1 ロボットの位置誤差の共分散行列

まず、ロボットの位置の不確かさを表す位置誤差の共分散行列の更新式を求める。

ロボットの位置を $(x[t], y[t])$ 、姿勢を $\theta[t]$ 、ロボットの速度を $v[t]$ と角速度を $\omega[t]$ とする。これらをベクトルで次のように表す。

$$\mathbf{P}[t] = \begin{bmatrix} x[t] & y[t] & \theta[t] \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

$$\mathbf{V}[t] = \begin{bmatrix} v[t] & \omega[t] \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

ここで、 T は転置を表す。

$\Delta\mathbf{P}[t]$ を $\mathbf{P}[t]$ の推定位置の誤差、 $\Delta\mathbf{V}[t]$ を $\mathbf{V}[t]$ の測定値の誤差とみると、位置誤差 $\Delta\mathbf{P}[t]$ の共分散行列 $\Sigma_{\mathbf{P}}[t]$ と、速度誤差 $\Delta\mathbf{V}[t]$ の共分散行列 $\Sigma_{\mathbf{V}}[t]$ は、

$$\begin{aligned} \Sigma_{\mathbf{P}}[t] &= E(\Delta\mathbf{P}[t]\Delta\mathbf{P}[t]^T) \\ &= \begin{pmatrix} \sigma_x[t]^2 & \sigma_{xy}[t] & \sigma_{x\theta}[t] \\ \sigma_{xy}[t] & \sigma_y[t]^2 & \sigma_{y\theta}[t] \\ \sigma_{x\theta}[t] & \sigma_{y\theta}[t] & \sigma_\theta[t]^2 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \Sigma_{\mathbf{V}}[t] &= E(\Delta\mathbf{V}[t]\Delta\mathbf{V}[t]^T) \\ &= \begin{pmatrix} \sigma_v[t]^2 & \sigma_{v\omega}[t] \\ \sigma_{v\omega}[t] & \sigma_\omega[t]^2 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

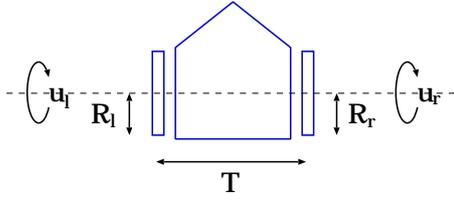


Fig.1 Model of a robot with power wheeled steering

で与えられる．このとき，サンプリング時間間隔 τ 秒ごとの位置誤差の共分散行列 $\Sigma_P[t]$ の更新式は，次のように求められる．

$$\Sigma_P[t + \tau] = \mathbf{j}[t]\Sigma_P[t]\mathbf{j}[t]^T + \mathbf{k}[t]\Sigma_V[t]\mathbf{k}[t]^T + \tau^2\Sigma_n[t] \quad (5)$$

ここで， $\Sigma_n[t]$ は，計算誤差などにより生じる誤差を表現している．また， $\mathbf{j}[t]$ ， $\mathbf{k}[t]$ は，ヤコビ行列である．

3.2 ロボットの速度誤差の共分散行列

次に，位置誤差の共分散行列 $\Sigma_P[t]$ を求めるため，速度の誤差の共分散行列 $\Sigma_V[t]$ を求める．

Fig.1 に示すモデルを考える．オドメトリにより求められるロボットの並進速度の推定値を $\hat{v}_0[t]$ ，角速度の推定値を $\hat{\omega}_0[t]$ とする． $\hat{v}_0[t]$ ， $\hat{\omega}_0[t]$ は，左右の車輪の回転速度 $\hat{u}_l[t]$ ， $\hat{u}_r[t]$ ，車輪の半径 \hat{R}_l ， \hat{R}_r ，トレッド \hat{T} より，

$$\hat{v}_0[t] = \frac{\hat{R}_r\hat{u}_r[t] + \hat{R}_l\hat{u}_l[t]}{2} \quad (6)$$

$$\hat{\omega}_0[t] = \frac{\hat{R}_r\hat{u}_r[t] - \hat{R}_l\hat{u}_l[t]}{\hat{T}} \quad (7)$$

と表現される．ここで， $\hat{u}_l[t]$ ， $\hat{u}_r[t]$ については，誤差は十分に小さいと仮定し，本研究では，この誤差を無視する． \hat{R}_l ， \hat{R}_r ， \hat{T} の誤差をまとめてベクトル $\Delta\mathbf{m}[t]$ とし，次のように表す．

$$\Delta\mathbf{m}[t] = \begin{bmatrix} \Delta\hat{R}_l & \Delta\hat{R}_r & \Delta\hat{T} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

このとき，速度誤差の共分散行列 $\Sigma_V[t]$ は，

$$\Sigma_V[t] = \mathbf{L}[t]\Sigma_m[t]\mathbf{L}[t]^T \quad (9)$$

となる．ここで，車輪径とトレッドの誤差は，一般に無相関と考えられるので，

$$\Sigma_m[t] = E(\Delta\mathbf{m}[t]\Delta\mathbf{m}[t]^T) = \begin{pmatrix} \sigma_{R_l}[t]^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{R_r}[t]^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_T[t]^2 \end{pmatrix} \quad (10)$$

と考えてよい．また， $\mathbf{L}[t]$ は，ヤコビ行列である．

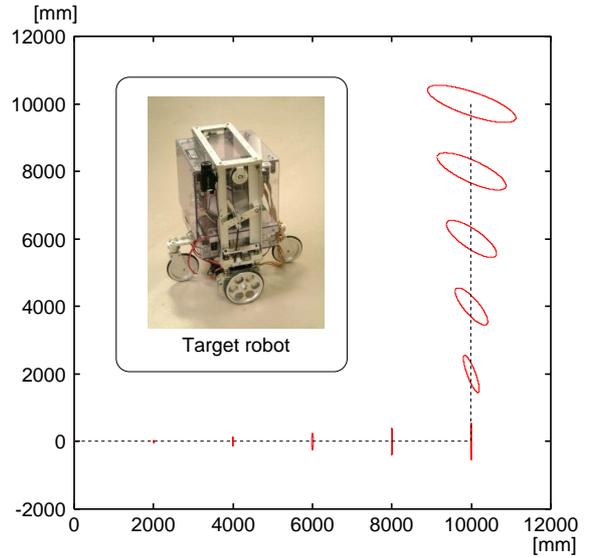


Fig.2 Simulation of positioning error by odometry system

3.3 誤差楕円としての表現

上記の手法により得られた推定位置誤差の共分散行列 $\Sigma_P[t]$ より，ロボットの存在確率が一定以上となる領域を求めることができる．XY 平面上で次の領域を考える．

$$\begin{pmatrix} x - \hat{x} & y - \hat{y} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x - \hat{x} \\ y - \hat{y} \end{pmatrix} \leq D^2 \quad (11)$$

これは，マハラノビス距離 D となる領域を示しており，オドメトリによる推定位置 \hat{x} ， \hat{y} を中心とする楕円となる．この楕円が誤差楕円であり， D に応じた一定以上の確率で，この誤差楕円内にロボットが存在している．例えば， $D = 1$ の場合，ロボットが誤差楕円内に存在する確率が約 63.2 % となる．

3.4 位置誤差の推定シミュレーション

本章でこれまでに述べてきた手法を利用し，本研究グループで利用する車輪型移動ロボットを対象に，誤差推定のシミュレーションを行なった．このロボットの左右の車輪半径 $\hat{R}_l = \hat{R}_r = 63[\text{mm}]$ ，トレッド $\hat{T} = 399[\text{mm}]$ に対して，標準偏差 $\sigma_{R_l} = \sigma_{R_r} = 1.0[\text{mm}]$ ， $\sigma_T = 1.0[\text{mm}]$ とした．また，位置誤差の標準偏差の初期値は，0 を与えた．このロボットに 10[m] 直進し，90° 旋回後，再び 10[m] 直進する経路を与えた．この結果として，マハラノビス距離 $D = 1$ の誤差楕円の広がっていく様子を Fig.2 に示す．

4. 経路の評価

4.1 衝突の危険性の評価

衝突の危険性を評価する場合，オドメトリによる自己位置推定の不確定さとロボットと障害物の距離を考慮した評価を行う必要がある．そこで，本研究では，式

(11) により求められるマハラノビス距離 D を利用し、以下に示す手法で、障害物との位置関係を考慮した衝突の危険性を評価する。

まず、走行経路上のある地点 x において、それまでの走行に応じた位置誤差の共分散行列を求めることができる。このときの位置誤差の分散を基に、式 (11) におけるマハラノビス距離を増加させることで、誤差楕円と障害物が接触するまで誤差楕円を拡大する (Fig.3-(a))。このとき、誤差楕円内は障害物の存在しない安全な領域である。また、このときのマハラノビス距離 $D(x)$ により求められる確率以上で、ロボットは誤差楕円内に存在することになる。つまり、マハラノビス距離から求められる確率でロボットは安全であると言える。本研究の目的は、衝突の危険性を評価することにあるので、 x 地点での衝突の危険性 $u(x)$ をマハラノビス距離の 2 乗の逆数を用いて、次式で表す。

$$u(x) = \frac{1}{D^2(x)} \quad (12)$$

マハラノビス距離の 2 乗の逆数を用いることで、安全領域にロボットが存在する確率が 100% に近づけば、危険性は、0 に収束し、逆に、安全領域にロボットが存在する可能性が 0% に近づけば、危険性は、無限大に発散するという評価値が得られる。

一方、外界センサを利用して位置センシングを行うことで、オドメトリの誤差を軽減することができる。本評価手法では、この位置センシングにより、位置または、姿勢の誤差分散が一定値になるとした。よって、危険性 $u(x)$ も一定値まで減少する。

4.2 経路の評価

次に、特定の経路に対する衝突の危険性について考える。これは、走行経路上の各点における危険性 $u(x)$ の累積値であると言えるので、経路全体の衝突の危険性 U を次式の通り、 $u(x)$ の積分値で表す。

$$U = \int u(x) dx \quad (13)$$

4.3 危険性評価の具体例

ある幅の通路を直進した場合の評価例を Fig.3-(b) に示す。点線で示した楕円が、マハラノビス距離 1 の楕円を示し、実線の楕円が障害物に接触するまで楕円を広げたときのものである。位置センシングを行わない場合、走行距離に応じて誤差の分散は大きくなるため、 $D(x)$ は小さくなる。故に、衝突の危険性 $u(x)$ は、単調増加である (Fig.3-(b) の x_1, x_2, x_3)。一方、 x_3 と x_4 の間で位置センシングを行うことで、位置誤差の分散が小さくなり、 x_4 での $D(x)$ が大きくなるため、危険性 $u(x)$ が小さくなることを表している。

5. 経路評価の例

5.1 GVG を用いた経路生成

経路の候補の生成手法として GVG (Generalized Voronoi Graph) を用いる。GVG とは、最も近い 2 つ以上の障害物からの距離が等しくなる点により形成される点の集合である。GVG の生成例を Fig.4-(a) に示す。

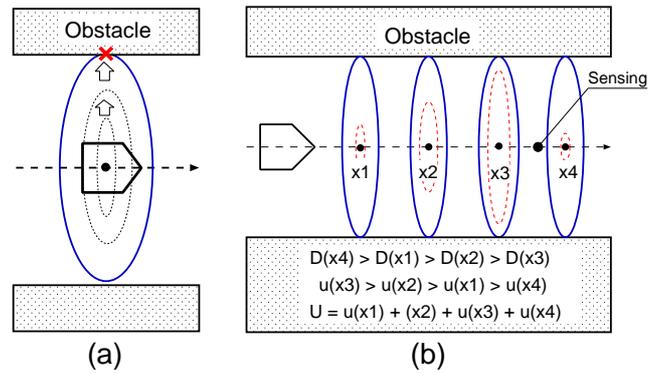


Fig.3 Evaluation of risk of collision

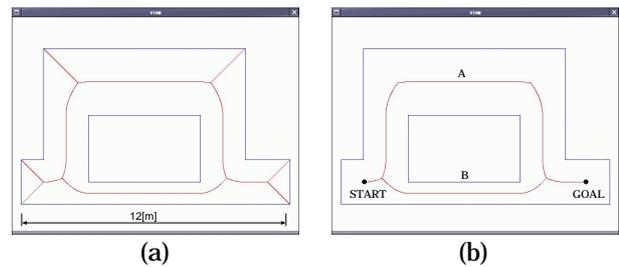


Fig.4 Path generation using GVG

このとき、スタート地点、ゴール地点、センシングポイントは、GVG で生成された経路上にあるとは限らない。そこで、これらの点が GVG 上にない場合、GVG との距離が最短になる経路をこれらの点へのアクセス経路として設定する。

経路生成に GVG を用いることで、障害物から最も離れた経路を設定することができる。よって、目標地点までの安全な移動を目的としている本研究に適した経路生成手法であると言える。

5.2 評価例 1: 異なる経路の比較

まず、条件の異なる複数の経路における危険性の評価値の比較を行う。

環境は、Fig.4-(b) を想定し、スタート地点からゴール地点までの危険性を評価する。この環境では、距離は遠いが広い空間を移動できる「経路 A」と、距離は近いが空間は狭い「経路 B」の 2 つの経路が存在する。これら 2 つの経路において、危険性の評価値を比較したところ、危険性 U は、経路 A では、17.85、経路 B では、33.73 となった。このときの各経路でのマハラノビス距離 1 の誤差楕円の広がり方を Fig.5-(A1), (B1) に、障害物に接触するまでマハラノビス距離を広げたものを Fig.5-(A2), (B2) に示す。この結果から、走行距離は長くなるが、広いスペースを移動できる経路 A の方が安全であると言える。ただし、この評価例では、ロボットの初期位置の誤差を表現するために、位置誤差の標準偏差の初期値を $\sigma_x = \sigma_y = 1.0 [mm]$, $\sigma_\theta = 0.1 [rad]$ とし、これらは全て無相関であると仮定した。また、3.4 節のシミュレーションで利用したロボットを対象とした。

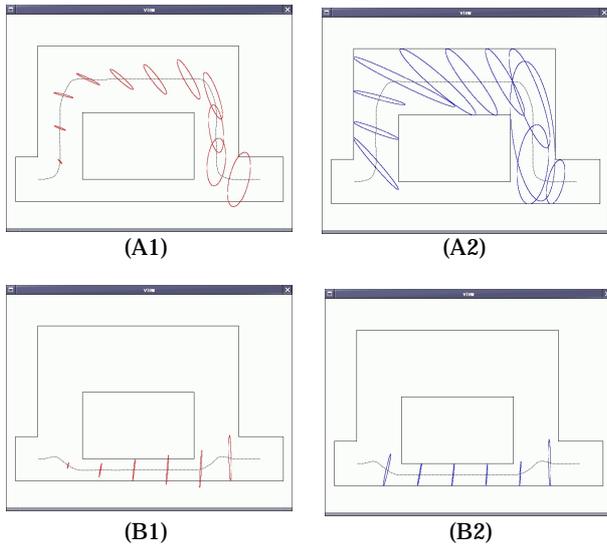


Fig.5 Example of path evaluation 1

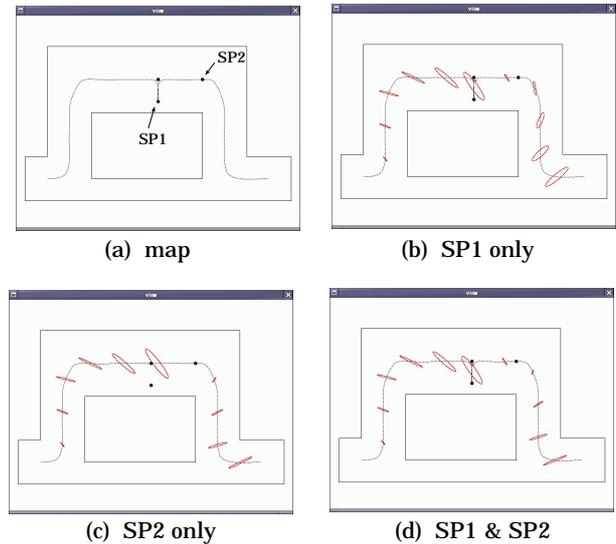


Fig.6 Example of path evaluation 2

5.3 評価例2：センシングポイントの比較

次に、走行中に外界センサを用いた位置修正を行う場合の評価例を示し、最適なセンシングポイントの選定について述べる。

5.3.1 カメラを用いた位置推定

ここでは、どのような屋内環境下においても、比較的容易にランドマークを取得できる天井画像を用いた位置推定を行うことを想定した。(関連研究は³⁾) 具体的には、予め登録したランドマークの画像情報と走行中に獲得した画像情報とのテンプレートマッチングを行うことで、位置姿勢の修正を行うことができるものとする。また、この位置推定法は、筆者らの研究グループでロボットに実際に実装されている手法でもある。

この手法を用いることにより、位置と姿勢 (x, y, θ) の全てを一度のセンシングで修正することができる。ただし、この手法による位置推定にもセンシング誤差が生じる。このため、位置センシングを行うことにより、オドメトリによる位置誤差の分散値は、センシング誤差を考慮した一定値になると仮定した。

5.3.2 経路評価

この評価例では、Fig.4-(b)の経路Aに2つのセンシングポイント(SP1, SP2)を設定した環境(Fig.6-(a))を想定する。なお、これらのセンシングポイントでは、前節で示した手法で位置センシングを行うものとする。また、位置センシング後の位置誤差の標準偏差は、 $\sigma_x = \sigma_y = 1.0[mm]$ 、 $\sigma_\theta = 0.1[rad]$ とし、これらは全て無相関であると仮定して評価を行った。また、初期位置の誤差、対象ロボットについては、5.2節の評価例と同様である。

5.2節の評価結果より、センシングなしの場合の危険性 U は、17.85であった。それに対して、SP1のみでセンシングを行う場合の危険性 U は、7.41、SP2のみでセンシングを行う場合は、5.14、SP1とSP2両方でセンシングを行う場合は、6.32となった。このときのマハラノビス距離1の誤差楕円の広がりを Fig.6-(b)(c)(d)

に示す。この結果より、SP1とSP2を両方利用するよりもSP2のみでセンシングの方が安全であると言える。これは、障害物に近いSP1へのアクセスによって、逆に、危険性が增大するためである。

この結果より、本手法を用いることで、危険性の高くなるセンシングポイントへの移動は避け、安全性の観点から、不適切なセンシングポイントを排除できることが分かる。

6. まとめと今後の課題

本稿では、自律移動ロボットの既知環境における静止障害物に対して、衝突の危険性を評価基準とした経路の評価手法を提案し、この評価例を例示した。また、外界センサによる位置修正を行う場合の評価例についても例示し、安全性を考慮した上での適切なセンシングポイントの選定が可能であることを示した。

本研究では、マハラノビス距離を変化させ、これを評価に利用することを提案した。今回は、このマハラノビス距離の2乗の逆数を評価値として用いると定義したが、これについては、明確な根拠あるわけではない。したがって、今後より最適な評価方法について検討する必要がある。また、本研究で考慮していない「目的地に到達した場合の位置誤差の分散の広がり」についても、今後、評価に加えて行く予定である。

- 1) 永谷圭司, 油田信一: 衝突の危険性を評価関数とする移動ロボットの経路とセンシング点の計画, 日本ロボット学会誌, 15, 2, p.197-206 (1997).
- 2) 前山祥一, 大矢晃久, 油田信一: 移動ロボットのための遡及的現在位置推定法, 日本ロボット学会誌, 15, 7, p.1075-1081 (1997).
- 3) 谷裕章, 松本吉央, 小笠原司: 天井画像を用いた屋内ナビゲーション -天井地図の自動生成-, 第18回日本ロボット学会学術講演会予稿集, p.1013-1014 (2001).