

レンジデータからの平面復元の信頼性評価

金澤 靖† 金谷 健一‡

†群馬工業高等専門学校 電子情報工学科

‡群馬大学工学部情報工学科

レンジファインダ等によって得られた距離データから平面を復元することを考える。レンジファインダはロボットの行動制御のためのセンサとして広く用いられている。一般にレンジファインダ等のセンサから得られたデータには誤差が含まれており、そのことを考慮した上で最適に形状を当てはめなければならない。従来はこの当てはめのみを対象に研究されてきたが、ロボット等への応用を考えた場合、当てはめた形状の信頼性を求めなければロボットは適切な行動を取ることができない。そこで本稿ではセンサから得られる観測データの統計的なモデルを定義し、くりこみ法と呼ばれる方法を用いて、最適に平面を当てはめるだけでなく同時にその信頼性を共分散行列の形式で求める方法について述べる。最後にシミュレーション実験によりその有効性を示す。

キーワード: レンジファインダ, 平面の復元, 3次元復元の信頼性, 誤差モデル, 統計的最適化, 誤差の推定

Reliability of Planar Surface Reconstruction from Range Data

Yasushi Kanazawa† and Kenichi Kanatani‡

†Department of Information and Computer Engineering

Gunma College of Technology, Maebashi, Gunma 371, Japan

‡Department of Computer Science

Gunma University, Kiryu, Gunma 376, Japan

We consider the problem of reconstructing a planar surface from range data. A mathematical model is given for the statistical error characteristics of range sensing, and a numerical scheme called "renormalization" is presented for optimally fitting a planar surface to data points obtained by range sensing. The renormalization method has the advantage that not only an optimal fit is computed but also its reliability is automatically evaluated in the form of the covariance matrix. Also, a scheme for visualizing the reliability of computation is presented by means of "primary deviation pairs", and its effectiveness is demonstrated by numerical simulation.

Key words: range finder, plane fitting, reliability of 3-D reconstruction, model of noise, statistical optimization, noise estimation

1 はじめに

室内環境を考えた場合、壁や床、天井などの平面状の物体の認識は自律走行ロボットの環境認識にとって極めて重要な問題の一つである。一般的にレンジファインダは、ステレオカメラによる距離測定と比較すると距離データの解像度が低いという欠点があるが、対応点問題を解く必要がない、すなわち直接距離データを得ることができるという利点は大きい。

レンジファインダによって観測されたデータに形状を当てはめる問題は、環境認識にとって重要な問題の一つである。多くの場合、3次元形状は各点の3次元位置に対して平面や曲面などを当てはめることによってモデル化される。しかし、レンジファインダから得られる観測データは一般に解像度も低い上、誤差も含まれており、それを考慮した上で最適に形状を当てはめなければならない。

このような問題に対して武田ら[9]は、距離データの誤差がセンサ方向の誤差の距離測定誤差とセンサの配置の角度誤差の二つの独立な1次元分布の同時分布を持つとして直線の最尤推定を行なっている。また、Boyerら[1]は、誤差やoutlierに対してロバストな面の構成法を提案している。彼らはレンジデータに対してエッジ検出等の前処理を行なうことにより outlier を除去し、滑らかな領域を抽出して AIC により面の当てはめを行なっている。

しかし実際のロボットを制御することを考えた場合、正確に制御するためには単に最適に形状を復元するだけでは不十分である。復元した形状の信頼性を正しく評価できなければ、ロボットは適切な行動を取ることができないからである。これに対し、武田らの方法は最適に形状(直線)を推定しているが、その信頼性を求めている。また Takeda ら[8]は、Sensory Uncertainty Field (SUF) を導入し、ロボットの現在位置のある種の信頼性をデータから求め、ロボットの行動制御に用いている。しかし、これにはあらかじめデータの分布の上限を求める必要があり、また誤差の大きさの標準偏差もあらかじめ見積っておかなければならない。

そこで、本論文では認識対象の物体を平面と仮定して誤差の挙動をモデル化し、得られた観測データから最適に平面を当てはめると同時に、その当てはめた平面の信頼性を評価する。また、実際の観測データから誤差の大きさの推定値も得ることもできる。これによって、復元した形状の信頼区間が求められ、ロボットはその信頼区間を考慮した上で行動することができ

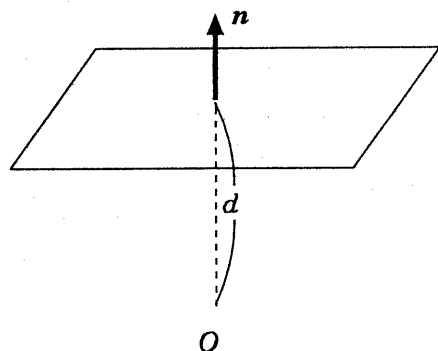


図1: 平面のパラメータ

る。

以下、これらの手法について述べ、最後にシミュレーションによりその有効性を示す。

2 平面の当てはめ

図1に示すように、3次元空間内に単位法線ベクトル n を持ち、原点 O から距離 d だけ離れた平面を想定する。ここで n は原点 O から外に向かう方向にとる。この $\{n, d\}$ を平面パラメータと呼ぶ。3次元位置ベクトルを r とすると、この平面は次のように表わすることができる。

$$(n, r) = d \quad (1)$$

ただし、 (a, b) はベクトルの内積を表わす。

レンジファインダを原点に固定し、平面上の観測点を $\{r_\alpha\}, \alpha = 1, \dots, N$ とする。それらの点の真の位置を $\{\bar{r}_\alpha\}$ とし、観測点のデータ $\{r_\alpha\}$ は誤差 Δr_α が加わって

$$r_\alpha = \bar{r}_\alpha + \Delta r_\alpha \quad (2)$$

と書けるとする。そして、誤差 Δr_α は期待値0の独立な確率変数であるとみなし、共分散行列

$$V[r_\alpha] = E[\Delta r_\alpha \Delta r_\alpha^T] \quad (3)$$

を持つと仮定する。ただし、 $E[\cdot]$ は期待値、 T はベクトルの転置を表わす。

3次元位置ベクトル r の同次座標による4次元ベクトル表現 ρ と平面パラメータを表わす4次元ベクトル ν を次のように定義する。

$$\rho = \begin{pmatrix} r \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \nu = N \left[\begin{pmatrix} n \\ -d \end{pmatrix} \right] \quad (4)$$

ただし、 $N[\cdot]$ は単位ベクトルへの正規化を表わす。
これらを用いれば式 (1) は

$$(\nu, \rho) = 0 \quad (5)$$

と書き表わすことができる。

定義より、 ρ_α の共分散行列は次のように与えられる。

$$V[\rho_\alpha] = \begin{pmatrix} V[r_\alpha] & \\ & 0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

ρ_α の真の値を $\bar{\rho}_\alpha$ とすると、観測されたデータ点に平面を当てはめる問題は次のように書ける。

問題 1 真の位置 $\{\bar{\rho}_\alpha\}, \alpha = 1, \dots, N$ が

$$(\nu, \bar{\rho}_\alpha) = 0, \quad \alpha = 1, \dots, N \quad (7)$$

を満たすような 4 次元単位ベクトル ν を、データ $\{\rho_\alpha\}, \alpha = 1, \dots, N$ から推定せよ。

3 最適解

$\|\nu\| = 1$ の条件のもとでの問題 1 の ν の最適解は、次の最小化によって求めることができる [5, 6]。

$$J[\nu] = \sum_{\alpha=1}^N \frac{(\nu, \rho_\alpha)^2}{(\nu, V[\rho_\alpha]\nu)} \rightarrow \min \quad (8)$$

得られた最適解を $\hat{\nu}$ と置き、次のように表わす。

$$\hat{\nu} = \bar{\nu} + \Delta\hat{\nu} \quad (9)$$

ここで $\bar{\nu}$ は ν の真の値である。 $\hat{\nu}$ の信頼性は次式の共分散行列で評価できる [5, 6]。

$$V[\hat{\nu}] = E[\Delta\hat{\nu}\Delta\hat{\nu}^T] = \left(\sum_{\alpha=1}^N \frac{\bar{\rho}_\alpha \bar{\rho}_\alpha^T}{(\bar{\nu}, V[\rho_\alpha]\bar{\nu})} \right)^- \quad (10)$$

ただし、 $(\cdot)^-$ は (Moore-Penrose の) 一般逆行列を表わす。この共分散行列は、達成できる精度の限界を示すものである [5, 6]。

4 誤差のモデル

一般に距離データは超音波や赤外線、レーザを測定方向に放射し、その反射により計測される。したがって、その距離が遠くなればなるほどその誤差は大きくなると考えられる。そこで、センサの放射方向の誤差に比べて、得られた距離データの誤差の方が大きいとする。すなわち第 1 近似として、図 2 に示すように誤差の方向はセンサの放射方向とし、その大きさは原点

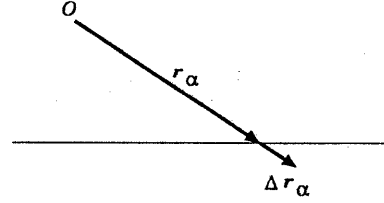


図 2: レンジデータの誤差

から平面上の観測点までの距離に比例すると仮定する。したがって、 r_α の共分散行列は次式のようにモデル化できる。

$$V[r_\alpha] = \epsilon^2 r_\alpha r_\alpha^T \quad (11)$$

ここで ϵ は定数である。厳密には $V[r_\alpha] = \epsilon^2 \bar{r}_\alpha \bar{r}_\alpha^T$ となるが、真の値 $\bar{r}_\alpha$ は未知であるため、近似として式 (11) を用いる。この結果、 $\|r_\alpha\|$ の標準偏差は $\epsilon\|r_\alpha\|$ となり、この定数 ϵ をノイズレベルと呼ぶ。あらかじめ ϵ の大きさを知ることは非常に困難であるため、以下この ϵ は未知であると仮定する。

5 最小二乗法

式 (6) および (11) より、共分散行列 $V[\rho_\alpha]$ をノイズレベル ϵ を用いて表わすと次のようになる。

$$V[\rho_\alpha] = \epsilon^2 V_0[\rho_\alpha] \quad (12)$$

ただし

$$V_0[\rho_\alpha] = \begin{pmatrix} r_\alpha r_\alpha^T & \\ & 0 \end{pmatrix} \quad (13)$$

であり、これを正規化共分散行列と呼ぶ。

式 (8) の $J[\nu]$ は定数倍してもよいから、分母の $V[\rho_\alpha]$ を $V_0[\rho_\alpha]$ に置換えてもよい。したがって、式 (8) の最小化は次のように書き直せる。

$$\tilde{J}[\nu] = (\nu, M\nu) \rightarrow \min \quad (14)$$

ただし、 M は次のように定義した行列であり、これをモーメント行列と呼ぶ。

$$M = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N W_\alpha \rho_\alpha \rho_\alpha^T \quad (15)$$

$$W_\alpha = \frac{1}{(\nu, V_0[\rho_\alpha]\nu)} \quad (16)$$

W_α は未知数 ν の関数であるが、もし W_α を定数で近似すれば、解はモーメント行列 M の最小固有値に対

する単位固有ベクトルで与えられる。これを最適最小二乗近似と呼ぶこととする。実際には W_α は未知数 ν を含んでいるから、まず ν の適当な推定値 ν_0 を仮定し、最適化 (14) の解 ν_1 を求める。次に ν_0 を ν_1 に置き換えて解 ν_2 を更新する。この処理を収束するまで繰り返せばよいように思える。

しかし、このようにして得られた解には統計的な偏差が生じることが知られている。たとえ真の値 $\bar{\nu}$ を用いたとしても偏差が生じる [2]。

6 最小二乗法における偏差

モーメント行列 M の期待値を考える。

$$\begin{aligned} E[M] &= \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N W_\alpha E[(\bar{\rho}_\alpha + \Delta \rho_\alpha)(\bar{\rho}_\alpha + \Delta \rho_\alpha)^T] \\ &= \bar{M} + \frac{\epsilon^2}{N} \sum_{\alpha=1}^N W_\alpha V_0[\rho_\alpha] \end{aligned} \quad (17)$$

ただし、 $\bar{M}$ は式 (15) の ρ_α を真の値 $\bar{\rho}_\alpha$ で置き換えて得られるものである。式 (7) により $\bar{M}\bar{\nu} = 0$ であるから、真の値 $\bar{\nu}$ はモーメント行列 $\bar{M}$ の固有値 0 に対する単位固有ベクトルとなる。 $E[M]$ は $\bar{M}$ から $O(\epsilon^2)$ だけ摂動を受けているため、 M から計算される固有ベクトル ν も $O(\epsilon^2)$ だけの摂動を受ける。これは摂動定理 [3] としてよく知られている。そこで不偏モーメント行列を次のように定義する。

$$\hat{M} = M - \epsilon^2 N \quad (18)$$

ただし N は次のように定義する行列である。

$$N = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N W_\alpha V_0[\rho_\alpha] \quad (19)$$

式 (17), (18) より

$$E[\hat{M}] = \bar{M} \quad (20)$$

であることがわかる。したがって、 ν の不偏推定値は次の最適化で求められる。

$$\hat{J}[\nu] = (\nu, \hat{M}\nu) \rightarrow \min \quad (21)$$

この最適化の解 $\hat{\nu}$ は、式 (18) の不偏モーメント行列 $\hat{M}$ の最小固有値に対する単位固有ベクトルである。

7 くりこみ法

式 (18) によって不偏モーメント行列を計算するためには、ノイズレベル ϵ の値を正確に知る必要がある。

しかし、実際に ϵ の値を前もって評価することは非常に難しい。もし小さく見積ると偏差を十分に打ち消せない。一方、大きく見積ると逆の方向に偏差を生じてしまう。このようなことを防ぐためにくりこみ法と呼ぶ手法を用いる。くりこみ法は、 ϵ の値を前もって知る必要がなく、また偏差も生じない。そして、くりこみ法が収束した時点で ϵ を事後的に推定することができる。

ϵ を変数 c で置き換えると、くりこみ法の手順は次のようになる [2, 7]。

(1) $c = 0$, $W_\alpha = 1$, $\alpha = 1, \dots, N$ とおく。

(2) 式 (15) と (19) により M と N を計算する。

(3) 不偏モーメント行列

$$\hat{M} = M - cN \quad (22)$$

を計算し、その最小固有値 λ と対応する単位固有ベクトル ν を計算する。

(4) もし $\lambda \approx 0$ であれば ν , c , $\hat{M}$ を返す。そうでなければ c , W_α を次のように更新する。

$$c \leftarrow c + \frac{\lambda}{(\nu, N\nu)} \quad (23)$$

$$W_\alpha \leftarrow \frac{1}{(\nu, V_0[\rho_\alpha]\nu)} \quad (24)$$

(5) ステップ 2 に戻る。

得られた解の信頼性を表わす $\hat{\nu}$ の共分散行列は次のようにして近似することができる。

$$V[\hat{\nu}] = \frac{\epsilon^2}{N} (\hat{M})_3^{-1} \quad (25)$$

ただし $(\cdot)_3^{-1}$ はランクを 3 に拘束した一般逆行列を表わす。また二乗ノイズレベル ϵ^2 の推定値が次のように得られる。

$$\hat{\epsilon}^2 = \frac{c}{1 - 3/N} \quad (26)$$

8 平面の再構成

得られた解 $\hat{\nu}$ より、平面のパラメータ $\{n, d\}$ は次のように計算できる。

$$\begin{aligned} n &= \frac{1}{\sqrt{1 - \hat{\nu}_4^2}} \begin{pmatrix} \hat{\nu}_1 \\ \hat{\nu}_2 \\ \hat{\nu}_3 \end{pmatrix} \\ d &= -\frac{\hat{\nu}_4}{\sqrt{1 - \hat{\nu}_4^2}} \end{aligned} \quad (27)$$

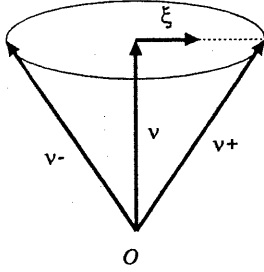


図 3: 標準変位

式 (25) で得られた $\hat{\nu}$ の共分散行列 $V[\hat{\nu}]$ から n の共分散行列 $V[\hat{n}]$, n と d の相関ベクトル $V[\hat{n}, d]$, d の分散 $V[\hat{d}]$ が次のように計算される [7].

$$V[\hat{n}] = (1 + d^2)P_{\hat{n}}$$

$$\begin{pmatrix} V[\hat{\nu}]_{11} & V[\hat{\nu}]_{12} & V[\hat{\nu}]_{13} \\ V[\hat{\nu}]_{21} & V[\hat{\nu}]_{22} & V[\hat{\nu}]_{23} \\ V[\hat{\nu}]_{31} & V[\hat{\nu}]_{32} & V[\hat{\nu}]_{33} \end{pmatrix} P_{\hat{n}}$$

$$V[\hat{n}, d] = -(1 + d^2)^2 P_{\hat{n}} \begin{pmatrix} V[\hat{\nu}]_{14} \\ V[\hat{\nu}]_{24} \\ V[\hat{\nu}]_{34} \end{pmatrix}$$

$$V[\hat{d}] = (1 + d^2)^3 V[\hat{\nu}]_{44} \quad (28)$$

ただし $P_{\hat{n}} = I - \hat{n}\hat{n}^T$ であり, これは単位法線ベクトル $\hat{n}$ を持つ平面への射影行列である.

データ点 $\{r_\alpha\}$ を求めた平面 $(\hat{n}, r) = d$ 上に乗せるには, 次のような補正を行えばよい.

$$\hat{r}_\alpha = \frac{\hat{d}r_\alpha}{(\hat{n}, r_\alpha)} \quad (29)$$

9 標準変位

ベクトル ν の推定値を $\hat{\nu}$, その共分散行列を $V[\hat{\nu}]$ とする. $\hat{\nu}$ は単位ベクトルであるから, 誤差は $\hat{\nu}$ に直交する平面に拘束される. 共分散行列 $V[\hat{\nu}]$ はスベクトル分解により次のように表わすことができる [3].

$$V[\hat{\nu}] = \lambda_1 \xi \xi^T + \lambda_2 \eta \eta^T, \quad \lambda_1 \geq \lambda_2 > 0 \quad (30)$$

ここで λ_1 と λ_2 はそれぞれ $V[\hat{\nu}]$ の固有値であり, ξ と η はそれぞれ対応する単位固有ベクトルである. したがって, ベクトル ξ は最も誤差の発生しやすい方向を示し, λ_1 はその方向における分散を表わす. これにより $\hat{\nu}$ の信頼性を次のような 2 つのベクトルで表現することができる.

$$\nu^+ = N[\hat{\nu} + \sqrt{\lambda_1} \xi],$$

$$\nu^- = N[\hat{\nu} - \sqrt{\lambda_1} \xi]. \quad (31)$$

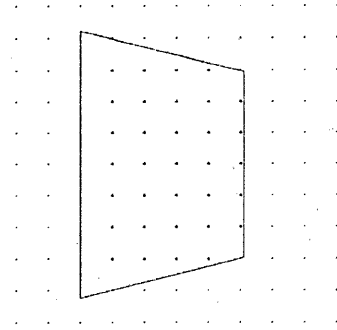


図 4: センサから見た平面

この二つのベクトル ν^+ , ν^- で表わされる平面を推定した平面の標準変位と呼ぶ (図 3).

10 シミュレーション

3 次元空間内にある大きさを持つ平面を想定する. 原点にレンジファインダを置き, 空間に対して等間隔に放射して距離データを求めるものとする. 図 4 にシミュレーションに用いたパターンを示す. これはセンサの中心から見たデータを画像として可視化したものである. 図中の小さな点は距離データが得られなかった (距離無限大の) 観測点であり, 大きな点が距離データの得られた実際の観測点である. これに式 (11) のモデルにしたがってそれぞれの観測点に独立に $\epsilon = 0.1$ の正規乱数を加える. 真の平面パラメータを $\{\bar{n}, \bar{d}\}$, 計算により求めた平面パラメータを $\{\hat{n}, \hat{d}\}$ とすると, $\bar{n}$ と $\hat{n}$ はそれぞれ単位ベクトルであるから, その誤差は第 1 近似において $\bar{n}$ に直交する. したがって, 当てはめの誤差を次に示す 3 次元ベクトルで表わすことができる [7].

$$\Delta u = P_{\bar{n}}(\hat{n} - \bar{n}) + \frac{\hat{d} - \bar{d}}{\bar{d}} \bar{n}. \quad (32)$$

ただし $P_{\bar{n}} = I - \bar{n}\bar{n}^T$ である. 式 (28) により求められる共分散行列 $V[\hat{n}]$, 相関ベクトル $V[\hat{n}, d]$, 分散 $V[\hat{d}]$ から誤差ベクトル Δu の共分散行列が次のように計算される.

$$V[\Delta u] = V[\hat{n}] + \frac{1}{\bar{d}}(V[\hat{n}, \hat{d}]\bar{n}^T + \bar{n}V[\hat{n}, \hat{d}]^T)$$

$$+ \frac{V[\hat{d}]}{\bar{d}^2} \bar{n}\bar{n}^T. \quad (33)$$

もし $\hat{u}$ の分布が正規分布であれば, パラメータ空間における等確率面は $(u - \hat{u}, V[\hat{u}]^{-1}(u - \hat{u})) = (\text{一定})$

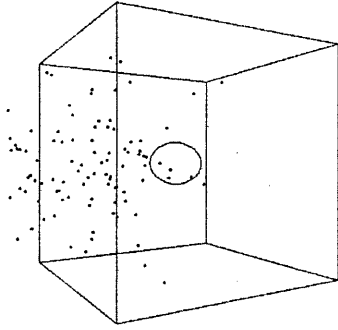


図 5: 最適最小二乗法の誤差分布

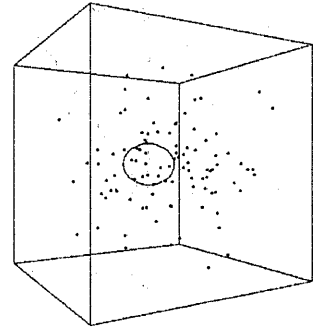


図 6: くりこみ法の誤差分布

の曲面である。そこで楕円体

$$(u - \hat{u}, V[\hat{u}]^{-1}(u - \hat{u})) = 1 \quad (34)$$

の内部を標準領域と呼ぶことにする。図 5 および図 6 は、異なる誤差パターンで 100 回シミュレーションを行なったときの Δu を 3 次元的にプロットしたものである。図 5 は (重みを真の値から計算する) 最適最小二乗近似による誤差の分布を表わし、図 6 は本手法による誤差の分布を表わす。それぞれ図中の楕円体は標準領域を表わしている。これらの図を比較して分かるように、最小二乗解は偏差を生じているが、本手法では生じていない。また本手法における誤差の分布は標準領域で示される限界をほぼ達成していることがわかる。

図 7 に最小二乗近似により当てはめた平面を示す。また図 8 に本手法により当てはめた平面を示す。それぞれの図において、破線で描いた格子は真の格子を示す。図 9 は図 8 に示した平面の信頼性を表示する標準変位を示したものである。これは式 (25) から得られた共分散行列 $V[\rho]$ を用いて計算した。

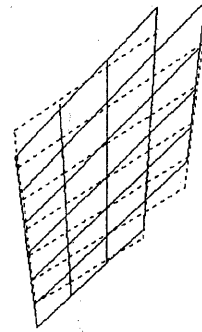


図 7: 最適最小二乗法による復元

11 直線の当てはめ

センサの放射方向を水平面に限定した場合、物体が平面であれば観測点は一直線上に乗る。武田ら [9], Takeda ら [8] が考えたのは、このような場合である。このときは直線の当てはめ問題となるが、平面の場合と同様に考えることができる。以下、文献 [8, 9] との比較のために、この場合の手順のみを示す。

水平面上に XY 座標をとり、原点 O にセンサを固定した場合、その観測点 (x_α, y_α) は次のようなベクト

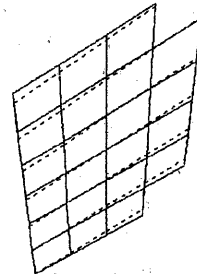


図 8: くりこみ法による復元

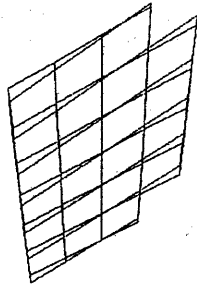


図 9: 図 8 の復元の信頼性を表わす標準変位

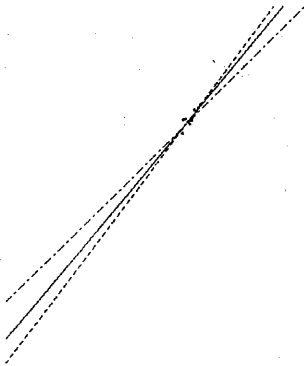


図 10: くりこみ法による直線当てはめ(実線)と最適最小二乗法による当てはめ(破線)および真の直線(一点鎖線)

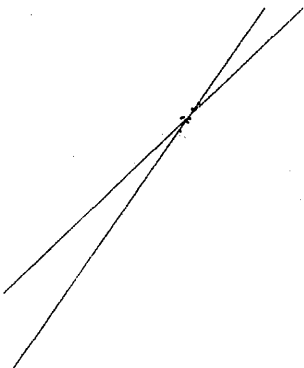


図 11: 直線当てはめの信頼性

ルで表わせる.

$$x_\alpha = \begin{pmatrix} x_\alpha/r_0 \\ y_\alpha/r_0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (35)$$

ここで r_0 はスケール変換のための定数 (例えば観測点までの平均値) とする. 当てはめる直線の方程式を $Ax + By + C = 0$ とすると, これは次の 3 次元ベクトルで指定できる.

$$n = N \left[\begin{pmatrix} A \\ B \\ C/r_0 \end{pmatrix} \right] \quad (36)$$

このとき, 直線当てはめの問題は次のように書ける.

問題 2 真の位置 $\{\bar{x}_\alpha\}, \alpha = 1, \dots, N$ が

$$(\bar{x}_\alpha, n) = 0, \quad \alpha = 1, \dots, N \quad (37)$$

を満たすような 3 次元ベクトル n を, データ $\{x_\alpha\}, \alpha = 1, \dots, N$ から推定せよ.

$\|n\| = 1$ の条件のもとでのこの問題の n の最適解は, 次の最小化によって与えられる [5, 6].

$$J[n] = \sum_{\alpha=1}^N \frac{(n, x_\alpha)^2}{(n, V[x_\alpha]n)} \rightarrow \min \quad (38)$$

平面の場合と同様に, 誤差の方向はセンサの放射方向であり, その大きさは距離に比例すると仮定すれば, x_α の $V[x_\alpha]$ は次のように表わすことができる.

$$V[x_\alpha] = E[\Delta x_\alpha \Delta x_\alpha^T] = \epsilon^2 V_0[x_\alpha] \quad (39)$$

ここで

$$V_0[x_\alpha] = (x_\alpha - k)(x_\alpha - k)^T \quad (40)$$

であり, $k = (0, 0, 1)^T$ とする.

得られた解を $\hat{n}$ とすると, $\hat{n}$ の信頼性は次の共分散行列で評価できる.

$$V[\hat{n}] = \left(\sum_{\alpha=1}^N \frac{\bar{x}_\alpha \bar{x}_\alpha^T}{(\bar{n}, V[x_\alpha] \bar{n})} \right)^{-1} \quad (41)$$

これは達成できる精度の限界を示すものである [5, 6].

最適解を求めるためのくりこみ法の手順は次のようになる.

(1) $c = 0, W_\alpha = 1, \alpha = 1, \dots, N$ と置く.

(2) 次の行列 M および N を計算する.

$$M = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N W_{\alpha} x_{\alpha} x_{\alpha}^T \quad (42)$$

$$N = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N W_{\alpha} V_0[x_{\alpha}] \quad (43)$$

$$W_{\alpha} = \frac{1}{(n, V_0[x_{\alpha}]n)} \quad (44)$$

(3) 不偏モーメント行列

$$\hat{M} = M - cN \quad (45)$$

の最小固有値 λ と対応する単位固有ベクトル n を計算する.

(4) $\lambda \approx 0$ であれば $n, c, \hat{M}$ を返して終了する. そうでなければ定数 c と重み W_{α} を次のように更新する.

$$c \leftarrow c + \frac{\lambda}{(n, Nn)} \quad (46)$$

$$W_{\alpha} \leftarrow \frac{1}{(n, V_0[x_{\alpha}]n)} \quad (47)$$

(5) ステップ 2 に戻る.

ϵ^2 の推定値 $\hat{\epsilon}^2$ は, くりこみ法で得られた c から次のように計算できる.

$$\hat{\epsilon}^2 = \frac{c}{1 - 2/N} \quad (48)$$

ベクトル n の共分散行列 $V[n]$ は, くりこみ法で得られた $\hat{M}$ から次のように近似できる.

$$V[n] \approx \frac{\hat{\epsilon}^2}{N} (\hat{M})_2^{-1} \quad (49)$$

10 点のデータ点に対し, シミュレーションを行なった結果を図 10 および 11 に示す. 図 10 において, 黒点がデータ点を示し, 実線はくりこみ法による当てはめ結果, 破線は最適最小二乗法による当てはめ結果, 一点鎖線は真の直線を示す. また図 11 は当てはめた直線の信頼性を表わす標準変位を示したものである.

12 まとめ

本論文では, レンジファインダ等から得られるレンジデータに含まれる誤差の統計的なモデルに基づく平面の再構成法とその信頼性の評価方法を示した. 最適最小二乗法では解に偏差を生じるが, くりこみ法を用いれば偏差なしに最適に平面を当てはめることができるだけでなく, 同時にその信頼性と誤差の大きさも評価できる. また当てはめた平面の信頼性を標準変位を用いて表示した. 最後にシミュレーションによりその有効性を示した.

参考文献

- [1] K. L. Boyer, M. J. Mirza and G. Ganguly, "The robust sequential estimator: A general approach and its application to surface organization in range data," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 16-10 (1994), 987-1001.
- [2] 金谷健一, コンピュータビジョンのためのくりこみ法, 情報処理学会論文誌, 35-2 (1994), 201-209.
- [3] K. Kanatani, *Geometric Computation for Machine Vision*, Oxford Univ. Press, Oxford, U.K., 1993.
- [4] 金谷健一, 画像の 3 次元解釈の統計的信頼性, 情報処理学会論文誌, 34-10 (1993), 2062-2070.
- [5] 金谷健一, パラメトリック当てはめの精度の理論限界, 情報処理学会研究報告, 94-CV-91 (1994-11), 15-22.
- [6] 金谷健一, パラメトリック当てはめの最尤推定, 情報処理学会研究報告, 94-CV-91 (1994-11), 23-30.
- [7] 金澤靖, 金谷 健一, ステレオによる平面の直接的な再構成, 情報処理学会研究報告, 94-CV-89 (1994-5), 25-32.
- [8] H. Takeda, C. Facchinetti and J. C. Latombe, "Planning the motions of a mobile robot in a sensory uncertainty field," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 16-10 (1994), 1002-1017.
- [9] 武田晴夫, ジャンクロード・ラトーム, 透視距離データからの直線の最尤推定, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J77-D-II-6 (1994-07), 1096-1103.