

平面中の距離計測に基づく自己位置推定とその応用

高田 健吾 日浦 慎作 佐藤 宏介

大阪大学大学院 基礎工学研究科

560-8531 大阪府豊中市待兼山町 1-15

Tel +81-6-6850-6372 takada@sens.sys.es.osaka-u.ac.jp

概要:

VR やデジタルアーカイブなどに用いられる環境の 3 次元形状モデルの生成には全方位への 3 次元計測が必要となる。しかし、一般に計測装置に対し背面側にある領域の計測はできないため計測装置が移動して複数回の計測を行う必要がある。移動が必要であるのならば、広域にわたり測定可能であるが大きく高価で計測に時間がかかる装置を使わなくとも、対象表面をライン状に高速で距離計測する装置を用い、自身の移動を求めながら計測することで 3 次元形状を取得することが可能である。本研究ではまず平面中の距離計測に基づく移動推定法を提案し、次に 2 台のレンジファインダを組み合わせて一方で移動量の推定、他方でシーンの形状計測をすることでシーン全体の形状計測を行うための方法について検討した。

キーワード: 自己位置推定, 3 次元計測, レーザレンジファインダ

A localization method and its application based on planer measurement

Kendo TAKADA Shinsaku HIURA Kosuke SATO

Graduate School of Engineering Science, Osaka University

Machikaneyama-cho 1-15, Toyonaka, Osaka, 560-8531, Japan

Tel +81-6-6850-6372 takada@sens.sys.es.osaka-u.ac.jp

Abstract: We propose a localization method based on distance measurements in a plane. To measure a shape of a scene, we use two planer laser rangefinders. One estimates its own movement, and the other gets the shape of the scene. Therefore we can construct a 3-dimensional model of an environment using both distance data from rangefinders. The 3-dimensional model is utilized in many fields, for example, digital archives in archorogy, virtual reality, simulation of city planning and so on. When the scene is not simple, it is necessary to measure an object several times from different view points. This is because once a measurement from a fixed viewpoint is not sufficient to get the backside shape of the object.

Keywords: localizacion, 3-d model measurement, laser rangefinder

1 はじめに

従来多く用いられてきた産業用ロボットとは異なり、1ヶ所に固定されず移動することにより作業範囲の拡大や新たな用途を拓くロボット技術が発展している。工場内では、さらなる作業の自動化、効率化を目指しベルトコンベアに変わる自由度の高い運搬手法として、Automated Guided Vehicle (AGV) による運搬作業が行われている。また病院内で働くロボットや清掃用ロボットなど、一般的な環境下でもロボットが用いられるようになってきている。作業者の身体を守るため、人体に有害な粉塵中での作業や2次災害の恐れのある災害現場での救助活動などにおいても自律運動可能なロボットなども期待されている。

それらの自律運動するロボットにとって衝突などの危険の回避や効率的な作業のために、自身の空間中での位置を把握することは非常に重要である。人間は主に視覚情報を基に空間中の自身の位置を把握しているが、ロボットにとってそれは容易なことではない。また頻繁に変化する、または未知の環境での利用ではあらかじめ地図等を与えるのではなく、移動に伴い地図と自己位置を同時に求める手法が必要である。本研究では平面中の距離を取得するレンジファインダを用いて自己運動を推定する手法を提案する。またこの手法より得られた位置情報を利用して環境の3次元形状計測を行う。3次元形状モデルの生成には全周囲からの計測データが必要となるが、計測装置に対し背面側にある領域の計測はできない。そのため計測装置が移動して複数回の計測を行う必要がある。そこで対象表面をライン状に高速で距離計測する装置を用いて自身の移動を求めながら計測することで3次元形状を取得する手法を提案する。

本研究ではまず平面内の距離計測に基づく移動推定法を提案し、次に2台のレンジファインダを組み合わせて一方で移動量の推定、他方でシーンの形状計測をすることでシーン全体の形状計測を行うための方法について検討した。

2 距離計測からの自己位置推定

2.1 使用レンジファインダ

本研究ではレンジファインダとして SICK 社の LMS200 を用いている。LMS200 は赤外レーザー光の光飛行時間測定により人に知覚されることなく平面中の最大 180° の範囲内の距離を取得することが可能である。使用されるレーザは本質的にアイ・セーフであるクラス 1 に分類されており、計測領域中で人体の安全に注意を払う必要がない。また対象の背景や周囲の物体、環境中の明るさなどによる影響を受けにくいという利点がある。表 1 に LMS200 の特性を示す。

最大角度分解能は 0.25 であるが角度分解能は応答時間 (180° の計測に要する時間) とトレードオフの関係にあり、高い角度分解能での計測は精度が高い反面、スキャン速度が低下してしまう。本研究では角度分解能 0.5° で実験を行っており、この分解能では 1 秒間に 37.5 回のスキャンができる。

最大計測距離範囲は 8~80 m であるが、計測物体の反射率によって左右され反射率が 10% である物体の最大計測距離は 10m となる。

最大計測誤差は計測距離範囲を広げるに従い大きくなる。8 m の場合はおよそ $\pm 15\text{mm}$ 内となり、本研究では 8m を計測範囲としている。

最大測定距離	80m
最大計測範囲	180°
角度分解能	$0.25^\circ / 0.5^\circ / 1^\circ$
応答時間	53ms / 26ms / 13ms
スキャン回数	18.7 / 37.5 / 75Hz
分解能	10mm
システム誤差	$\pm 15\text{mm}$

表 1: LMS200 の特性

2.2 位置あわせによる自己運動推定

異なる視点位置から得られた距離画像からその各視点位置間の幾何学的位置関係を推定し、1つの形状データに統合することを位置あわせ (registration/alignment) という。

LMS200 は平面中の距離計測を行うが、ここで

- 計測領域中の物体は不動である
- LMS200 は計測平面に沿う方向にのみ移動する

という仮定を与えると、LMS200 の計測領域中の物体の位置姿勢の変化は、本来の LMS200 自身の位置姿勢の変化より相対的に生じたものである。よってこれらの仮定を用いた上で位置あわせを行うことにより、視点位置の相対位置関係の推定、すなわち自身の移動推定ができる。

ここでいう計測面に沿った運動とは計測平面上での x-y の並進運動および平面に垂直な軸に対する回転運動の 3 自由度運動のことである。

3 ICP アルゴリズムを用いた位置あわせ

3.1 位置あわせ

複数の距離画像中において計測対象の対応点が既知であるならば各対応点間の距離の 2 乗誤差の和を最小化することにより画像間の相対位置関係が決定できる。すなわち 2 つの異なる視点位置からの距離画像 P, Q があり、その 2 画像中の点、 $p_i \in P, q_i \in Q$ ($i = 1 \dots N$) の N 組が対応点であるならば座標変換を T とすると

$$e = \sum_{i=1}^N \|T p_i - q_i\|^2 \quad (1)$$

のように、上式の誤差 e を最小化する T を求めることにより位置あわせできる。

だが一般に各距離画像間で対応点は既知ではない。距離画像中の対応点を発見する方法として、剛体運動によって変化しない特徴量を用いる手法 [5] も提案されている。

既知の正確な対応点を必要としないアルゴリズムも存在し、その中で広く利用されているものとして Iterative Closest Points(ICP) アルゴリズム [6] があり、本研究中ではこの手法を用いている。ICP アルゴリズムは目標となるモデル形状と計測により得ら

れたシーン形状の位置あわせを反復により行うアルゴリズムである。ICP アルゴリズムの手順を簡潔に示すと、

1. モデル形状とシーン形状の両形状中から対応点を決定する
2. 対応点間の距離の総和を最小化する座標変換を決定する
3. シーン形状に座標変換を加えたものを新たなシーン形状とする
4. 1～3 を対応点間の距離の総和がある値以下になれば終了

となる。仮の対応付けと座標変換を反復して行うことによって誤差が極小となる形状の位置関係が決定することができる。図 1 に ICP アルゴリズムの流れを示す。

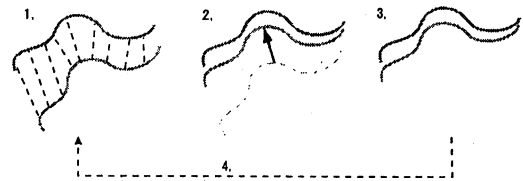


図 1: ICP アルゴリズムの流れ

対応点間の距離の総和を評価関数として、この評価関数を最小化するとき手順 1, 2 の対応点の決定及び座標変換の決定はいずれも評価関数の値を減少させるように決定できるため、評価関数値の局所解への収束が保障されている。そのため適切な評価関数と初期推定を与えることにより最適な位置あわせが行える。

ICP アルゴリズムは以下の 6 つの要素から構成されており、それらは個別に可変である。各要素の変更によって計算速度、安定性、最大推定誤差値など ICP アルゴリズムの特性が変化する。

- 対象点の選択
- 対応点の決定

- 対応の重み付け
- 不適な対応の排除
- 評価関数の決定
- 評価関数値の最小化

以下で各構成要素について説明する。

3.2 対象点の選択

ICP アルゴリズムを用いて 3 次元形状の位置あわせを行う際、3 次元形状モデルは膨大なデータ点から構成されることが多く、全点をアルゴリズムの演算対象とすると計算コストが非常に大きくなってしまふ。そのため計測データ中から適当な点をサンプリングすることで精度を落とさずに実行時間の向上を図ることが出来る。提唱されている対象点のサンプリング手法として、全点のサンプリング、均一間隔でのサンプリングや対象点のノルムが均一となるサンプリングなどがある。[7]

ICP アルゴリズムは 3 次元形状データの位置あわせに用いられることが多いが、本研究では 2 次元データを用いており、3 次元に比べデータ量が小さい。そのため、計算コストの縮小より精度の向上に大きな比重を置き、シーン形状の全点を用いている。

3.3 対応点の決定

サンプリングによりシーン形状中の演算対象点が決定された後、その対象点がモデル形状中ではどの位置にあたるかを推定する必要がある。Besl らの提案した手法では、ユークリッド距離におけるモデル形状中の最近傍の点を対応点としたが、この演算は ICP アルゴリズムの中でも特に計算量が大きい部分である。より計算量の小さい対応点決定手法が模索されており、対象点のノルム方向とモデル形状が重なる点を対応点とする方法などが提案されている。

LMS200 が取得するデータは不連続な点として表されることなどを考慮し、対応は点と線の距離が最小となるものとした。点と線の距離については 3.6 節で説明する。

3.4 対応の重み付け

決定された対応間に誤差を計算する際の重みをつける。形状の位置あわせを行う際、凹凸のない均質な形状部分は特徴がなく対応点推定の信頼性が低い。また、シーン形状中の点には計測位置の移動によって対応点がモデル形状内に存在しないものも含まれる。以上のようなことを考慮し、シーン中で高い信頼をおける対応組に対して大きな重みをつけることでより精度の高い位置あわせを行うことが出来る。

本研究では全組の重みは一定としている。

3.5 不適な対応の排除

位置あわせは対応組間の距離の和を最小化することによって適切な座標変換を決定するが、シーン中で本来大きく離れている点を誤って対応組とした場合や、計測エラー値を対応組の一部に含む場合、それらの対応組は位置推定の精度の低下につながるため最小化の計算から排除することが望ましい。

本研究では対応点の全組の 5% を対応点間の距離が大きい物から順に排除している。

また、図 2 で示すように計測シーン中のエッジに当たる部分は他のフレームとの相対位置関係によっては本来対応点が存在しない点との間で対応付けされてしまう場合があり、誤対応を含むことが多い。よってエッジ部を含む対応点間の距離も同様に最小化の計算で使用しない。

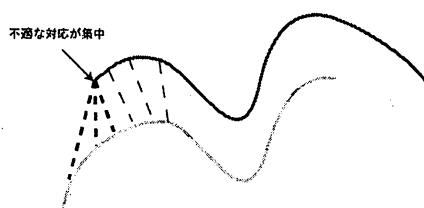


図 2: エッジ部の不適な対応付けの例

3.6 評価関数の決定

ICP アルゴリズムでは重ね合わせの正当性を評価するための関数が必要となる。対応点間の距離の総和を最小化することで、シーン形状とモデル形状を重ね合わせるのであるがここで用いる距離はユークリッド距離とする。

最も直感的である評価関数は各対応組の点と点の距離 (point-to-point) の総和であり、これは ICP の提唱者 Besl らも用いたものである。この評価関数の値を 0 に近づけることはモデル形状とシーン形状をずれなく重ね合わせることに等しい。

だがそれよりも早い収束が保障される評価関数として、Chen ら [8] は点と面の距離 (point-to-plane) の総和を提案した。モデル形状上の点における接平面を考え、シーン形状の対象点からその接平面へとおろした垂線の足の長さを点と面の距離とし、その距離が最小となる点を対応点として決定する。

LMS200 は 0.5° 間隔で 2 次元上の距離を取得してゆくため点と面が変わり点と線の距離となる。だが計測誤差が $\pm 15\text{mm}$ の範囲で含まれるため、得られるデータ点を結んだものは折れ線状となり不連続であり、点と線の距離を定義しなおす必要がある。以下に新たな定義方法を示す。

まず、対象点から線分へ垂線の足を下ろしたとき、その足が線分上で交点を持つときのみ点と線の距離が定義できるとする。これはある線分が遠方にあるにもかかわらず、その角度が偶然対象点の方向を向いているため点と線の距離が非常に小さくなる場合を考慮に入れないためである。そのような状況の例を図 3 に示す。

以上の定義では形状データ中の折れ線の山になっている部分の先にどの線分とも点と線の距離が定義できない範囲が存在する。(図 3 の斜線部) その範囲中に対象点が含まれる場合には、点と線の距離に代わって点と点の距離の最小値を用いる。

3.7 評価関数の最小化

評価関数の最小化には滑降シンプレックス法を用いた。滑降シンプレックス法 [9] は多次元の関数の最

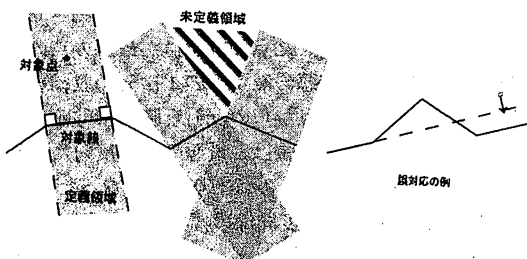


図 3: 点と線の距離の定義領域

小化に用いられる手法で、高速ではないが評価関数の導関数を必要とせず容易に最小化が行えるというメリットがある。

N 個の変数を持つ関数の最小化を行いたいとき、 N 種の変数を軸にもつ N 次元空間を考える。 N 種の変数にそれぞれ任意の値を与えると空間上に対応する 1 点が決定できる。また、その点の表す N 個の変数を最小化したい関数に与えることで求まる関数値をその点の評価値とする。以上のような任意の N 種の変数値を初期値として持つ $N+1$ 点を設定する。

ただしそれらの点は空間中で非縮退、すなわち任意の 1 点から他の N 点に向かう位置ベクトルが N 次元のベクトル空間を張るように決定しなければならない。

これら $N+1$ 点を結んでできる多面体 (シンプレックス) に対し、以下の幾何学的な基本操作のいずれかを繰り返すことによって最小化を行う。

- 最悪の点の反射
- 最悪の点の反射と膨張
- 最悪の点からの 1 次元の収縮
- 最良の点への収縮

以下で基本操作について説明する。

まずはじめに最悪の点というのは各点中で最も大きな評価値を持つ点であり、最良の点は最小の評価値を持つ点である。

最悪の点の反射は基本操作中で最も多く実行される操作であり、最悪の点を除く N 点を含む N 次元平

面の重心に対して最悪の点を対称方向へ移動させる操作である。移動させた点の評価値が最悪の点のものよりも悪ければ最悪の点からの1次元の収縮を行い、良ければ最悪の点からの反射と膨張に移る。次に最悪の点の反射と膨張は、最悪の点の反射により最悪の点の評価値が最良の点よりも良くなった場合、反射後の点からもう一度同様の幅で点を移動させる。この操作は反復して行われ、反復後に移動した点の評価値が反復前よりも悪くなるまで繰り返される。次に最悪の点からの1次元の収縮は、最悪の点の反射を行っても評価値が改善されない場合に、最悪の点を除く N 点を含む N 次元平面の重心との中点に最悪の点を置き換える操作である。置き換えた点が最悪の点の評価値より悪ければ最良の点への収束に進む。最後に最良の点への収縮は最良の点以外の全点を、最良の点との中点へと移す。

以上の流れを1ステップとし、反復の終了条件を満たすまでステップを繰り返す。反復終了の条件は最悪点の関数値の減少比率が閾値以下となることとした。

4 自己運動推定に基づくシーンのモデリング

LMS200 が計測平面に沿って移動すると仮定したとき、得られる距離情報の位置合わせにより移動推定が可能であり、また各計測地点の相対位置関係が既知であるとき、それらの点から得られた距離情報を統合し3次元形状モデルを作成することは容易である。そこで、2台のレンジファインダを用いて3次元形状のモデリングを行うシステムを構築した。

まず2台のレンジファインダを水平面と平行に運動すると仮定した台車上に固定する。1台のレンジファインダは水平面と平行な面を計測しその面に沿った自己運動推定を行い、それから得られた結果から相対位置関係が決定できる。他方のレンジファインダは鉛直方向を計測するように固定し、得られた相対位置関係を基に形状データを統合しシーンのモデリングを行う。

このシステムは平面に沿う方向であれば自由に移

動することができるため、計測対象のオクルージョンの問題に対し移動することで回避できる。使用したシステム概形を図4に示す。

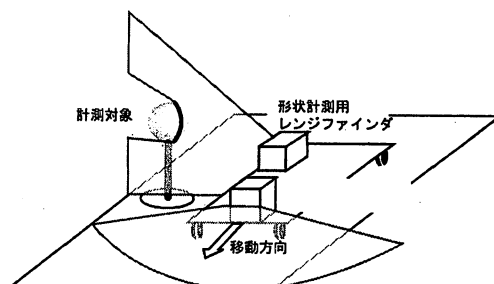


図 4: 計測システム概形

5 結果と考察

実装したシステムに対し、レンジファインダにある一定の回転、平行移動の運動を与えどの程度の精度で自己運動推定が行えるか実験を行った。また、2つのレンジファインダからなる移動可能な3次元形状取得システムを実際に屋内で使用し、3次元形状の計測を行った。

5.1 回転運動量の推定結果

レンジファインダをターンテーブル上に固定し、あるステップ幅でレンジファインダを回転し距離を取得した。その際のステップ幅はレンジファインダの角度分解能が 0.5° であることを考慮しそれぞれ $0.74, 1.48, 3.7, 7.4, 11.1[^\circ]$ とした。

表 5.1 は全計測データの平均を示す。

推定結果を見ると、ステップ角の大きさにかかわらず1フレーム間の誤差はおよそ 0.1° 程度であり回転運動の推定に関しては高い精度で推定可能だといえる。また分散も 0.01 から 0.03 の範囲に収まっており得られる結果に大きなばらつきはないといえる。

以上2点から回転方向に関する推定は十分安定した結果が得られたといえる。

回転量 [°]	データ数	平均絶対偏差	分散
0.74	10	0.116	0.0197
1.48	10	0.079	0.0084
3.70	10	0.139	0.0268
7.40	9	0.118	0.0180
11.1	8	0.122	0.0216

表 2: 回転移動量の推定結果



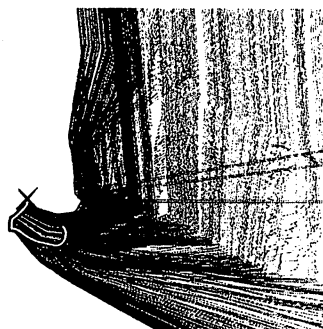
(a) 被計測シーン

5.2 平行移動量の推定結果

レンジファインダをスライドステージ上に固定し、そのとき計測範囲の2等分線がスライドステージの移動方向に直交するようにした。スライドステージをあるステップ幅で移動させ、距離を計測した。なお、ステップ幅は10, 20, 40, 80, 100[mm]とした。表 5.2 は得られた結果を示す。

移動量 [mm]	データ数	平均絶対偏差	分散
10	10	1.22	2.009
20	10	0.58	0.496
40	12	1.24	2.274
80	11	1.12	1.993
100	8	0.38	0.162

表 3: 平行移動量の推定結果



(b) 同一時刻に計測された点を結んだ結果

図 5: 3 次計測の結果

推定結果を見ると1フレーム間の平均誤差は約1mmほどで、ステップ距離と誤差の間には相関は見られない。誤差の原因として考えられるのは、SICKの計測誤差がおおよそ±15mmでの範囲で含まれること、平行移動ではレンジファインダの運動に対して、オクルージョン部分が変化するため計測シーンが相対的に平行移動するだけでないことなどが考えられる。

5.3 実機による3次元計測の結果

4章で述べた自己運動推定を用いた移動可能な3次元計測システムを用いて屋内空間の3次元計測を行った。図5に被計測シーンとその計測結果を示す。

計測結果として得られたデータは600フレームでおおよそ15秒間にわたるものである。

図5(b)中の×印から計測を開始し、その後の軌跡も図中に記している。

移動することにより、計測開始地点からは背面となっていた領域の形状も計測できていることが確認できる。

計測結果を見ると、細部に計測平面のずれが見られた。これは位置あわせの結果にずれが生じているからであり、その原因として考えられるのは最終的な推定位置に全計測誤差が累積するためであると考えられる。

6 おわりに

本研究では平面内の距離を取得するレンジファインダ LMS200 を用いて計測したデータに対し、ICP アルゴリズムを用いて位置合わせを行うことでレンジファインダの自己運動推定を行った。また、2 台のレンジファインダを用いることで自己運動を推定しながら距離を計測する 3 次元形状計測装置を試作した。

今後の課題として以下のような項目が挙げられる。まず、現在の ICP アルゴリズムによる自己運動推定における問題点は、フレーム間推定の和をとることにより誤差が蓄積することである。自己位置推定は初期位置に全フレーム間の移動量を加えることで求めるため誤差がすべて蓄積する。この問題を解決するためには、1 フレームだけでなく数フレームから数十フレーム前のデータと位置あわせする、または画像中から特徴点を抽出することが有効であると考えられる。

3 次元形状計測として位置あわせまでは実装されたが、計測データのままで点の数が多く冗長な部分も多く含まれる。ノルムの似た面の併合などによってポリゴン数を減らす必要がある。3 次元計測装置としてあつかうのならばレンダリングをし、より見やすい表示をする必要がある。

実装したシステムに、カメラを設置することによりレンダリングに用いる色情報を取得することができると考えられる。またその情報は位置あわせにおける特徴量として使用することができる場合もあるため、カメラから得る濃淡画像情報の活用を目指したい。

本研究で試作した移動可能な 3 次元形状計測装置は誤差の累積と見られる形状のずれが生じることがある。そのため、誤差を局所的に集めてしまうのではなく、大域的に位置あわせを行うことでより精度の高い測定が行われると考える。

そのような大域的な位置あわせは一般に計算量も大きくリアルタイム計測には向かない。そのため、高速な ICP アルゴリズムにより概形を取得し、データ取得完了後に時間をかけた位置あわせを行うことで双方のメリットを活かした計測が可能になると考える。

参考文献

- [1] Conny Riani Gunadi, Hiroyuki Shimizu, Kazuya Kodama, Kiyoharu Aizawa: "3-D Modeling of Real World by Fusing MultiView Range Data and Texture Images", IEICE Trans. Inf., E86-D, 5, pp.947-955(2003)
- [2] 浅井 俊弘, 神原 誠之, 横矢 直和: "全周レンジファインダの移動計測による屋外環境のモデル化", 2004 年電子情報通信学会総合大会講演論文集, No. A-12-141, March 2004.
- [3] 井口征士, 佐藤宏介: "三次元画像計測", 昭晃堂, 1990.
- [4] 森清光, 関原拓也, 天野敏之, 佐藤幸男: 全周囲形状とつや計測システムの開発, 電子情報通信学会総合大会講演論文集 D-11-132, 2001
- [5] Fridtjof Stein, Gerard G. Medioni: Structural Indexing: Efficient 2D Object Recognition. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 14(12): 1198-1204, 1992
- [6] P.J. Besl and N.D. McKay: A method for registration of 3-d shapes. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 2, pp. 239-256, February 1992.
- [7] N. Gelfand, L. Ikemoto, S. Rusinkiewicz, and M. Levoy: "Geometrically stable sampling for the ICP algorithm", The 4th International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, Proceedings, 2003.
- [8] Y. Chen and G. Medioni: "Object modeling by registration of multiple range images," Image and Vision Computing, 10(3): 145-155, 1992
- [9] 著: William H. Press, Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling, Brian P. Flannery 訳: 丹慶勝市, 奥村晴彦, 佐藤俊郎, 小林誠, "numerical recipes in C [日本語版]", pp.295-299, 技術評論社, 1993