

距離画像を用いた高速多面体近似

佐藤 幸男[†] 村瀬 晋二[†]

本論文では距離画像を利用した物体の多面体近似法を提案している。本手法では距離画像中で生成された各三角セグメントからの最遠点を求め、その距離があるしきい値以下になるまでそれを分割点として再帰的に分割を行う。さらに同一面上にあるセグメントを統合することによりセグメンテーションの最終結果を得る。本手法は局所フィルタリングによらず、距離画像を単純な特徴点を用いて大局的に処理することによって近似の高速化を実現している。本文ではアルゴリズムについて詳説し、実測距離画像を用いた実験結果について述べている。

Fast Polyhedral Approximation for Range Images

YUKIO SATO[†] and SHINJI MURASE[†]

In this paper, a polygonal approximation algorithm for range images is proposed. An object surface is recursively split into triangle segments by searching farthest points on the range image plane. Adjacent triangle segments are merged when they are almost on the same plane. Appropriate approximations are obtained very quickly for simple objects. The least square plane fittings give accurate polygonal approximation. Some experimental results show high speed approximations for practical range images. In the paper, the algorithm is explained in detail, and experimental results using real range images are described.

1. はじめに

物体認識、画像理解においてはシーンの中で対象物体像と背景像を分離したり、物体を特徴づける面、稜、頂点などを抽出する前処理、つまりセグメンテーションが一般に必要である。画像のセグメンテーションは画像中の意味ある領域を抽出する問題としてとらえられるが、紙面からの文字の切り出しのように画像の輝度情報に基づく場合と、物体の面抽出のように3次元形状に基づく場合がある。テレビカメラなどを画像入力機器として用いる場合は、3次元形状にしたがったセグメンテーションを行いたくとも輝度情報を手掛かりとしてこれを実施するしかない。しかしながら距離画像を入力するレンジファインダを用いた場合は形状に基づくセグメンテーションを直接的に施すことが可能となる。なぜならば距離画像では各画素の値が視点から物体上の対応点までの絶対的な距離を表しているため、物体形状の情報を直接的に利用できるからである。

ところで近年はレンジファインダの高速化、小型化、

低廉化が進み、実用性が飛躍的に高まってきている¹⁾。しかし距離画像の入力がいくら高速化されても、その後の距離画像の処理、認識の実行速度がそれに見合っただけで高速化されなくては、リアルタイム処理が要求される用途、例えばロボットの視覚として利用することは期待できない。

レンジファインダで得られた距離画像を利用して曲面のセグメンテーションあるいはパッチ化を行う方法としては3次元空間中で局所的微分操作を施す方法²⁾、距離値に対して直接平面をフィッティングする方法³⁾、測定点間の隣接情報を用いた方法⁴⁾、また局所平面特性から階層データ構造を用いて領域結合を行う方法^{5),6)}などがある。これらの手法では距離画像そのもの、あるいは距離を3次元空間に写像したデータに対し局所的処理を施していくが、最終結果を得るまでにはかなりの計算量を必要とする。一方、Faugerasらは3角平面パッチの再帰的分割アルゴリズムに従った多面体近似法を提案している⁷⁾。この方法は近似処理の高速化を実現する上で重要な着想を内包しているが、もともと3次元全周形状の多面体近似を目的としているため、距離画像の直接的なセグメンテーションを試みたものではない。

本論文ではリアルタイム処理を目標とした距離画像

[†] 名古屋工業大学 工学部 電気情報工学科

Department of Electrical and Computer Engineering,
Faculty of Engineering, Nagoya Institute of Technology

のセグメンテーション法について述べる。本手法は3次元形状の局所的特徴に基づくものではなく、さらに3次元空間ではなく、距離画像に対する直接的な処理によって対象物を多面体近似する点に特色がある。多面体を対象とした場合は曲面物体とは異なり、画像に投影される面、稜、エッジなどの特徴はそのまま実物体上で対応する特徴として存在する。したがって3次元空間における特徴抽出処理を行わずとも、2.5次元の距離画像に対する直接的なセグメンテーションを行うことによって、結果をそのまま対象物体の面領域の分離結果として利用できることになる。つまり、このような意味から多面体近似と距離画像のセグメンテーションとは同義であるといえる。以下に本方法の具体的な内容について述べていく。

2. セグメンテーションアルゴリズム

距離画像は画面 I 上の点 $(x, y) \in I$ ごとに一つの距離 z を持つ。そこで z を x, y を変数とする1価関数 $z = f(x, y)$ で表し、 f によって距離画像を記述する。なお z 軸はカメラ光軸と平行にとり、原点は画面の上に置き、カメラの向きを正とする。まず図1のように画面中の物体像の領域 $S \subset I$ を考え、 f も S 上で定義されるものとする。このとき、領域 S が N 個の小領域 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ よりなるとする。つまり

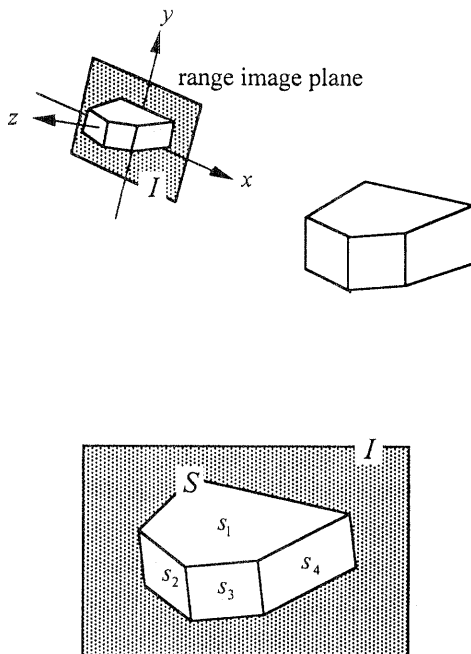


図1 距離画像と物体像領域

Fig. 1 Range image and object region.

$$S = \bigcup_{i=1}^N S_i$$

である。また各小領域は互いに素、つまり

$$s_i \cap s_j = \phi, \quad i, j = 1, 2, \dots, N$$

であるとする。さて、 f を S 上で小領域ごとに区分的に線形に近似する関数を $\hat{f}$ とする。つまりある小領域 s_i において、

$$\hat{f}(x, y) = a_i x + b_i y + c_i, \quad (x, y) \in s_i,$$

を満足するような定数 a_i, b_i, c_i が存在する。ただし隣接する二つの小領域に対し、 $\hat{f}$ は同一平面をなさない、つまり同一定数を持たないとする。

さて $\hat{f}$ の f に対する近似の誤差はさまざま考えられる。一般化された Minkowski の距離を誤差として採用し、

$$E_p = \left[\iint_{(x,y) \in S} |f(x, y) - \hat{f}(x, y)|^p dx dy \right]^{1/p} \quad p \geq 1$$

と定義することは自然である。そして E_p を最小化するような S の最適な分割 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ を求めることを目的とする。 $p = 2$ とすると、その近似は最小2乗近似となるが、この場合は最適解を得るための計算コストはかなり大きいことが予想できる。しかしながら $p = \infty$ とすると、

$$E_\infty = \max_{(x,y) \in S} \{|f(x, y) - \hat{f}(x, y)|\}$$

であり、その計算は誤差の最大値を検索するだけで済むことになる。

E_∞ を最小化する最適分割の解を得るためのアルゴリズムを究明することに研究としての意味はあろう。しかし最適解を得るための膨大な計算コストを考慮すると、実用的にはむしろ良好な近似結果を高速に取得できるアルゴリズムの方が本研究では望まれる。それを探究するために参考となるのは平面曲線を折線近似する方法としてよく知られた反復端点あてはめアルゴリズム (iterative endpoint-fit algorithm)⁸⁾ である。この方法では区分線形な近似曲線の各線分ごとに閉曲線上の点の最遠点を求め、その距離がある許容値以下となるまで、それを新たな分割点とした近似を再帰的に繰り返す。その近似結果は必ずしも最適解とはならないが、計算コストが極めて少ないにもかかわらず、実用的に良好な近似を得ることができることから画像処理では広く用いられている。また対象が多角形なら

ば、その近似結果は対象そのものとなる特長もある。

この折線近似法は平面上の曲線に対するものである。そのまま本研究における曲面の近似法に適用するわけにはいかない。しかしながらこの方法を拡張していくと、各区間（小領域）ごとに最大誤差を与える点を検索し、その誤差があらかじめ用意された誤差の許容値 ε_E に対し $E_\infty < \varepsilon_E$ を満足するまで領域の分割を再帰的に実施するという基本的な戦略が着想される⁷⁾。以下でこれをアルゴリズム化してみよう。

(1) 物体像の輪郭抽出と折線近似

まず距離画像の画面中で物体像が占める領域を求め、その輪郭線を多角形で近似する。そして物体像領域 S を定める。

(2) 初期分割

実曲面領域中で S から最も遠い点を探し、その点を分割点として各輪郭頂点との間で三角セグメントを生成する。

(3) 再帰的分割

各セグメント s_i ごとに、 $\max_{(x,y) \in s_i} \{ |f(x,y) - \hat{f}(x,y)| \}$ を求め、それが ε_E 以上であれば、その点を新たな分割点として、セグメントを三角形に分解する。

(4) 平面統合

過分割によって生成された三角セグメントを整理するために面の統合を行う。この結果得られた各面を S の分割結果 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ とする。

(5) 平面フィッティング

対象が多面体であり、近似の精度を要求する場合は、領域ごとに平面フィッティングを行う。

平面曲線の折線近似における線分が以上のアルゴリズムでは三角セグメントに基本的に対応していることがわかる。ただし (3) で選択された点を単純に結合しても、その線分のすべてが多面体の真のエッジを表すわけではない。したがって生成される三角セグメントをそのまま多面体の面として採用するのではなく、(4) において面の統合と整理が後処理として必要となる。つまりこのアルゴリズムは三角セグメントを近似の単位として、近似の評価基準を満足するまでこれを分割し、後処理として分割結果を面統合によって整理するという、一種のスプリット・アンド・マージに基づく手法と言える。折線近似と同様に近似の度合いは ε_E によって調整される。

本多面体近似アルゴリズムは3次元空間中における処理ではなく、距離画像中でのセグメンテーションとして実行され、また平面セグメントからの最遠点という局所的処理に基づかない特徴を利用していることから、その処理速度は極めて速いことが予想できる。ま

た多面体を対象のときは、多面体の頂点が距離画像の観測方向に関係なく選択されることも明らかである。なお、計算量は分割時に生成されたすべてのセグメントに含まれる画素の総数に比例する。

以下ではまず背景からの物体像の分離と初期領域の生成法について述べ、次に多面体近似の具体的な方法、そして面統合による真の平面領域抽出法について述べていく。

3. 物体像の輪郭抽出

多面体像の輪郭を近似の初期多角形として利用するために、前述の通り、まず物体と背景の境界を抽出する。この処理は輝度画像とは異なり、距離画像を用いた場合は容易である。なぜならば物体が置かれている面あるいは背後の面など、対象物体以外の観測空間はワールド座標系で既知だからである。したがってレンジファインダの視点、視方向がワールド座標系であらかじめ与えられていれば、観測点のワールド座標系での空間的位置を距離画像から算出でき、したがってその結果、それが背景上の点か否かを判定できる。ただしレンジファインダが原理的に観測できない死角領域は、それが背景領域と接続している場合は背景とみなすことにする。

物体輪郭の抽出は具体的には以下の手順に従う（図2参照）。まず距離画像から物体のエッジ候補点をトレースして輪郭を抽出する（図2b）。これは距離画像面上では平面閉曲線となるので、これに対して折線近似を施す。折線近似は反復端点あてはめアルゴリズム⁸⁾を用いる。その結果として、物体輪郭の多角形近似を得る（図2c）。この多角形を初期領域として、以下の多面体近似を実行する。

4. 最遠点の再帰的選択

最初の分割としてレンジファインダの視点に最も近い点を距離画像中で探し、この点と初期領域の多角形の各頂点をそれぞれ結び、三角セグメントで物体を近似する（図2d）。次に、得られた各々のセグメントごとにそれぞれの最遠点を求め、それを新たな頂点として領域を分割する（図2e）。セグメントからその頂点までの距離がしきい値以下であればその三角セグメントの分割は終了し、そうでなければさらに分割を再帰的に進めていく（図2f）。

三角セグメントと物体面各点の誤差は図3に示すように距離画像における画面からの距離 z に関する距離の誤差を Δz で定義してもよいが、これは視方向に依存するので三角セグメントから物体面までの距離を

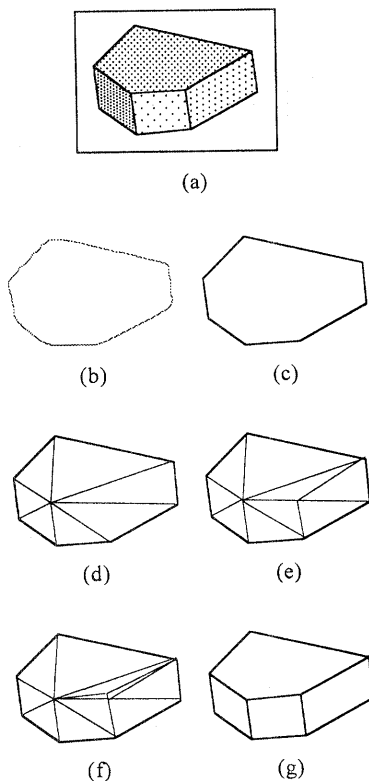


図2 領域分割の過程

(a) 距離画像, (b) 輪郭抽出, (c) 折線近似, (d) 初期分割, (e) 多面体近似, (f) 分割結果, (g) 平面統合結果

Fig. 2 Segmentation process.

(a) range image, (b) extracted contour, (c) piecewise linear approximation, (d) first division, (e) polygonal approximation, (f) split regions, (g) merged regions

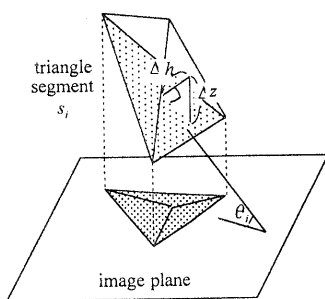


図3 最遠点の検索

Fig. 3 Searching for the farthest point.

誤差とした方が近似としてより自然である。そこで図3に示すように対象点から三角セグメントに垂直に下ろした足の長さ Δh として誤差を定義する。このとき Δh は

$$\Delta h = \Delta z \cos \theta_i$$

で計算できる。ただし θ_i は三角セグメント i の最急

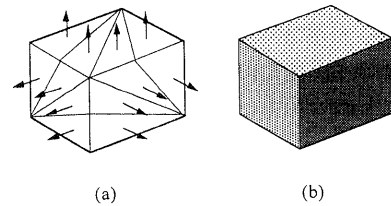


図4 三角セグメントの統合

(a) 統合前の三角セグメント, (b) 統合後

Fig. 4 Triangle segment merge.

(a) triangle segments, (b) merged segments

傾斜角であり、同一セグメントで一定である。つまり Δh と Δz は比例関係にあるため、実際には Δz の最大値を検索すれば最遠点を検出することができる。そして最遠点に対する $\Delta z_{\max}$ があらかじめ設定したしきい値 ε_h に対し

$$\Delta z_{\max} < \frac{\varepsilon_h}{\cos \theta_i}$$

でなければ、これを満たすまで分割を繰り返す。

5. 面統合とフィッティングによる多面体の面抽出

前章のアルゴリズムで最終的に得られた頂点群は多面体のすべての頂点をとらえているが、真の頂点以外の点を選択している可能性がある。また得られたエッジは必ずしも真のエッジとはいえない。そこで真の頂点およびエッジを選別するために以下の方法で三角セグメントの統合を行う。

隣接する三角セグメント間でそれぞれの法線を求め、それらのなす角があるしきい値よりも小さい場合は図4のように一つの面として統合する。この統合は、法線ベクトルのなす角が小さい隣接面間の境界線を偽のエッジとして除去することで行う。この操作をすべての隣接面間に対して行う(図2g)。ただし角度の条件だけでは距離画像の測定誤差の影響から細長い小さな三角セグメントが残ることがあるので、そのような領域は面積の大きな隣接面に適当に統合しておく必要がある。

距離画像に測定誤差やノイズがなければ多面体は以上の処理によって正確に平面近似が実施できる。しかしながら実際の距離画像では、測定誤差やノイズなどの影響によって抽出された頂点の位置に誤差が生じていることがある。そのような場合は得られた領域ごとに領域内に存在する点の距離情報を用いて最小2乗法によって平面をあてはめ、その各平面の交点を新しい頂点とすることにより、より精度の高いセグメンター

ション結果を得ることができる。すでにセグメンテーションの結果、各面にそれらを構成する測定点群を区分できる。ここでは頂点が3面頂点の場合は頂点の属する3平面の交点を新しい頂点とする。また、頂点が4面以上に属する場合は3平面ずつの交点の平均をとり新しい頂点とする。

6. 実験

本実験ではレンジファインダ Cubicscope⁹⁾によって計測した距離画像を用いて多面体近似実験を行った。この距離画像の解像度は 512×220 画素であり、計測速度は0.2秒/画像、計測距離の相対誤差は約1%である。計算機はSilicon Graphics社製Indy (CPU R4000, 88.4MIPS)を使用した。なお、実験ではスパイク性のノイズに対処するため、レンジファインダで入力さ

れた距離画像に対し、あらかじめメディアンフィルタリングによるスージングを施した。

多面体近似の処理過程を図5に示す。(a)は被測定物体であり、積み木で構成された多面体物体の輝度画像である。(b)はこの距離画像である。また物体像の輪郭を抽出した結果が(c)である。これを折線近似して(d)の結果を得る。次にこの多角形を初期領域として、領域中から最遠点を求めて多面体近似を行っていく。まず初期分割を行った結果が(e)である。さらに生成された各々の三角セグメントに対して繰り返し最遠点を求めて分割を行った結果が(f)である。なお近似のしきい値 ε_h は8mmとした。

この結果に対して平面統合を行った結果を(g)に示す。ここで統合のしきい値は16度としている。結果として多面体の頂点とエッジを正しく抽出していることがわかる。この多面体近似結果に対してさらに平面フィッティングを施し、各頂点が各々の平面の交点となるように位置補正した結果が(h)である。

図6に曲面を含む他の物体に対して行った実験結果を示す。それぞれ、(a)は被測定物体、(b)は距離画像、(c)は多面体近似結果、(d)は平面統合結果である。各物体について輪郭抽出から統合終了までの処理時間を表1に示す。

上記の実験において実際にセグメンテーションに要した時間は0.1秒以下であり、被測定物体のセグメンテーション結果も多面体物体に関しては妥当であると言える。ただし処理時間は対象物の形状の複雑さに依

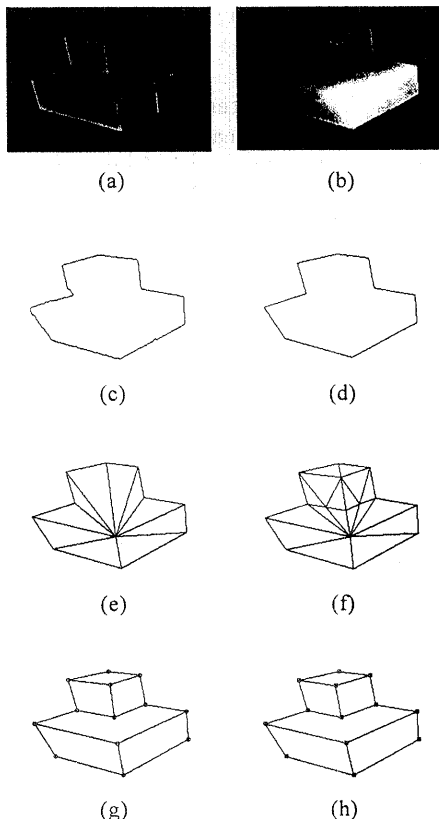


図5 領域分割の処理過程

(a) 被測定物体, (b) 距離画像, (c) 輪郭抽出, (d) 折線近似, (e) 初期分割, (f) 多面体近似, (g) 平面統合結果, (h) 平面フィッティングによる頂点補正

Fig. 5 Segmentation process.

(a) intensity image, (b) range image, (c) extracted contour, (d) linear approximation, (e) first division, (f) polygonal approximation, (g) merged regions, (h) plane fitting result

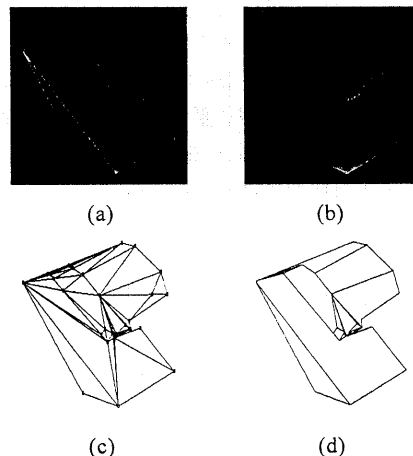


図6 曲面を含む距離画像の領域分割

(a) 被測定物体, (b) 距離画像, (c) 多面体近似, (d) 平面統合結果

Fig. 6 Segmentation of range image for curved surfaces. (a) intensity image, (b) range image, (c) polygonal approximation, (d) merged regions

表 1 領域分割の処理時間
Table 1 Processing time of segmentation.

	輪郭抽出 (msec)	多面体近似 (msec)	面統合 (msec)	計 (msec)
図 5	18	21	2	41
図 6	36	90	23	149

存するため、セグメントの数が増せば処理時間も長くなる。

7. む す び

本論文では距離画像を用いて高速に多面体を近似する方法について提案し、その有効性を検証した。前述の高速レンジファインダを用いても、十分にその計測時間に見合った処理時間で結果を得ることが確認できた。また、実際にレンジファインダによって計測した距離画像ではノイズや死角によるデータ欠損などが無視できないが、本実験ではそれらに対しても比較的良好にセグメンテーション結果が得られることが分かった。したがって本手法はリアルタイムの距離画像処理の前処理として利用可能であり、効率的な認識アルゴリズムが開発されるならば将来的には実用的な速度での3次元物体認識も期待できよう。

本アルゴリズムをより堅固にしていくためには本質的ではないが、いくつかの実用的問題に対処していく必要がある。例えば、ジャンプエッジを含む物体の場合、ノイズや測定誤差の影響などによってジャンプエッジの付近に垂直方向の冗長な三角パッチが多数生成され、過分割が起きることがある。

初期分割においては三角セグメントが重複することなく、過不足のない領域の分割がなされなくてはならないが、これが実現できない物体に関しては、複数の選択点を抽出することが必要となろう。また初期分割の三角セグメントが細長くなり過ぎるときは、その後の分割に悪影響を及ぼすことがあり、注意が必要である。

しきい値については本実験では経験的に決定したが、対象の複雑さに応じた何らかの合理的な決定がなされるのが望ましい。本手法では対象を基本的には多面体としていたが、曲面の平面近似に発展していくことも考えられよう。

謝辞 本研究の一部は中部電力基礎技術研究所の研究助成による。

参 考 文 献

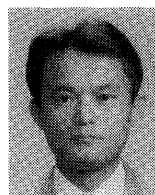
- 1) 佐藤：アクティブレンジファインダと距離画像処理，日本ロボット学会誌，Vol.13, No.3, pp.7-10

(1995).

- 2) 松田，仁田，井口：リングオペレータによる距離画像のラベリング，信学論 (D)，Vol.J66-D, No.10, pp.1161-1168 (1983).
- 3) Besl, P.J. and Jain, R.C.: Segmentation through Variable-Order Surface Fitting, *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell.*, Vol.10, No.2, pp.167-192 (1988).
- 4) Mukherjee, J., Das, P.P. and Chatterji, B.N.: Segmentation of Range Images, *Pattern Recognition*, Vol.25, No.10, pp.1141-1156 (1992).
- 5) Sabata, B., Arman, F. and Aggarwal, J.K.: Segmentation of 3D Range Images Using Pyramidal Data Structures, *CVGIP*, Vol.57, No.3, pp.373-387 (May 1993).
- 6) Tanaka, H. and Lee, T.L.: Representing Surface Curvature Discontinuities, *Proc. IEEE 3rd ICCV 90*, pp.304-308 (1990).
- 7) Faugeras, O.D., Hebert, M., Mussi, P. and Boissonnat, J.D.: Polyhedral Approximation of 3-D Objects without Holes, *CVGIP*, Vol.25, pp.169-183 (1984).
- 8) Ramer, U.E.: An Iterative Procedure for the Polygonal Approximation of Plane Curves, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol.1, pp.244-256 (1972).
- 9) Hattori, K. and Sato, Y.: Handy Rangefinder for Active Robot Vision, *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp.1423-1428 (1995).

(平成 6 年 11 月 24 日受付)

(平成 7 年 7 月 7 日採録)



佐藤 幸男 (正会員)

1980 年慶応義塾大学大学院工学研究科博士課程修了，工学博士。同年東京農工大学工学部電子工学科助手，1983 年名古屋工業大学電気工学科講師，1985 年同助教授を経て 1995 年電気情報工学科教授。1986 年カリフォルニア大学サンタバーバラ校客員準教授，1987 年南カリフォルニア大学客員研究員。コンピュータビジョンとパターン認識，3 次元物体の形状計測，オンライン文字認識の研究に従事。IEEE，電子情報通信学会，計測自動制御学会，日本ロボット学会等会員。



村瀬 晋二

1970 年生. 1993 年名古屋工業大学電気情報卒業. 1995 年同大学院電気情報工学専攻博士前期課程修了. 同年, (株) コンピュータ・テクノロジー・インテグレイタ入社. 現在インターネット利用技術の研究開発に従事. 電子情報通信学会会員.
