

解 説

## 3次元空間での移動物体の追跡

Tracking of moving objects in three-dimensional space

倉 爪 亮\* \*九州大学

Ryo Kurazume\* \*Kyushu University

### 1. はじめに

オフィスや病院, 道路などの公共空間, あるいは住宅などの日常生活環境で, 人のために様々な作業を行うロボットを実現するには, 人間や他のロボット, あるいは自動車などの移動体を検出, 追跡し, 特定の移動体にサービスを提供したり, 衝突を回避する技術が必要不可欠である.

移動体検出に用いられるセンサは, 従来はカメラや超音波センサが主流であったが, 半導体技術の発達により小型のレーザレンジファインダが安価に市販され, 高精度で信頼性の高い移動体検出センサとして使用され始めている. これらのセンサは, 全て単体のロボットに搭載することも考えられるが, 例えば「ロボットタウンの実証的研究」プロジェクト [1] に代表されるように, ロボットが使用される環境側に多種多様なセンサを分散配置し, よりロボットが導入しやすい社会基盤を整備する「環境構造化」の取り組みも重要である. 本稿では, 特にロボット搭載あるいは環境固定のカメラ, レーザレンジファインダを用いた, 3次元空間での移動物体の検出・追跡技術に関して解説する.

### 2. カメラ画像を用いた移動体追跡

カメラ画像中の移動体の検出, 追跡 [2], [3] は, 3次元空間での移動体検出のみならず, ビデオ画像の意味づけ (indexing) や監視システム, あるいは生体認証などでも重要な技術である.

カメラ画像を用いた移動体追跡の大まかな流れは, 入力された画像に対して, 特徴点, 背景差分, ヒストグラム, テクスチャ, オプティカルフロー [4], [5] などを用いて, 時系列画像間で同一物体を検出し追跡を行うものであるが, 本稿では特徴点および領域を用いた手法について解説する.

#### 2.1 特徴点を用いた移動体追跡

特徴点を用いた移動体追跡手法は, 画像から移動体に特

有の特徴点を検出し, フレーム間でそれらの対応を決定することで移動体を追跡する手法である. まず各フレームにおいて, 照明変化や見かけの変化 (アフィン, スケール等) に対して安定な特徴点を検出子 (detector) で見つけ出し, その特徴点を記述子 (descriptor) で記述する. 次に連続するフレーム間において最も近い記述を有する特徴点の組を, 最近傍探索などにより決定する.

良く用いられる detector としては, KLT [5], Harris [6], Moravec [7] などがある. Harris detector では, 各ピクセル毎に周囲の小領域で以下の量を計算し, 閾値を超えた点を特徴点とする.

$$R(x, y) = \det(\mathbf{A}) - k \operatorname{tr}(\mathbf{A})^2 \quad (1)$$

ただし,

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \sum I_x^2 & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y^2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

であり,  $I_x, I_y$  はそれぞれ  $x, y$  方向の濃淡値の差分,  $k (= 0.04 \sim 0.06)$  は定数である.

近年では, 例えば Harris-Affine [8], Hessian-Affine [8], Maximally Stable Extremal Regions (MSER) [9], Salient Region Detector [10] など, 視点変化に強いアフィン変換に共変な特徴量 (Affine Covariant Features) が多く提案されている [11], [12]. 特に MSER は, 濃淡画像を閾値を徐々に変化させて2値化したときの連結領域 (Extremal regions) の面積に着目し, 面積変化の最も緩やかな (Maximally stable) な連結領域を特徴領域としたものであり, 濃淡変化やアフィン変換に強い有効な detector として, 物体像からそのカテゴリを推定する一般物体認識などでも注目されている.

一方, descriptor としては, スケール変化に強い SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [13] や, PCA-SIFT [14], Shape Context [15], Spin Image [16] などが提案されている. このうち SIFT は, まず解像度の異なる複数の画像を用意し, それぞれにガウシアンフィルタを適用して差分画像 (Difference of gaussian, DOG) を求め, 次に特徴点近傍領域での勾配方向のヒストグラムとそのピー

原稿受付

キーワード: Tracking, Camera, Laser range finder, Computer vision, Particle filter

\*福岡県福岡市西区元岡 744

\*744, Motoooka, Nishi-ku, Fukuoka

ク値を特徴量とすることで、スケールや回転に頑健な記述を実現している。

## 2.2 領域を用いた移動体追跡

領域追跡に基づく手法では、まず移動体である前景と静止環境である背景を分離し、次に前景領域をラベル付けして領域を追跡する。

前景と背景の分離手法としては、予め撮影された背景と、ある時刻に撮影された画像の差分を求める単純背景差分、あるいは前フレーム、または過去数フレームで撮影された画像の平均と、ある時刻の画像の差分を求めるフレーム間差分がよく用いられるが、これらは照明変化や背景の微小変動に対して脆弱である。これに対し、各ピクセルのカラーをガウス分布 [17]、あるいは混合ガウス分布 [18], [19] で表現し、平均、分散などのパラメータを数フレーム分の画像から背景画像を学習する手法、Parzen 推定を用いたノンパラメトリックな背景画像学習法 [20], [21] などが提案されている。一方、各ピクセルで独立したカラー成分だけではなく、隣接領域の情報を用いた背景差分も提案されている。代表的な手法として、Graph-Cut [22] や濃淡値の大小の空間分布を用いた手法 [23] 小領域のテクスチャ情報を用いた手法 [24] などがある。

また、切り出された前景領域の追跡手法としては、Snakes [25] や Level Set Method [26] などの Active Contour Model を用いる手法、Mean-shift など領域特徴量を用いた手法がある。Snakes はエネルギー最小化に基づく閉領域の追跡手法であり、ノイズに頑健な手法として有名であるが、領域の分離、結合への対応が困難である。これに対し、Level Set Method は領域の分離、結合への対応が可能な Active Contour Model であり、ビデオ画像での追跡 [27], [28] などに応用されている。

一方 Mean-shift Tracking [29] は、カラーヒストグラムに基づく逐次クラスタリングを用いた領域追跡手法であり、形状変化に対して頑健であることが知られている。Mean-shift とは、クラスタリングした結果、予め設定した指標が改善されるように、クラスタの中心をシフトしていく方法であり、Mean-shift Tracking は、重み付きカラーヒストグラムをクラスタリング指標としたものである。

具体的には、ある初期位置  $x_0$  を中心とした追跡領域  $R$  を考え、その領域中の各ピクセル  $x_i$  に色情報を用いた重み  $w(x_i)$  を与える。次に重みの和が大きくなるように、以下の式により中心位置  $x$  を変更する。

$$x = \frac{\sum_{i \in R} k(x_i - x_0) w(x_i) x_i}{\sum_{i \in R} k(x_i - x_0) w(x_i)} \quad (3)$$

ただし、 $k()$  は前フレームの追跡領域に対する重み係数であり、カラーヒストグラム生成時のカーネル関数を  $g(x)$  としたとき、 $k(x) = -g'(x)$  である。また  $w(x_i)$  にはカラー

ヒストグラム間類似度を用いる。これは、追跡領域の現在位置  $x_0$  における正規化カラーヒストグラム  $q_{u, x_0}$  と、追跡対象の正規化参照カラーヒストグラム  $q_u^*$  とを用いて、

$$w(x_i) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u^*}{q_{u, x_0}}} \delta[b(x_i) - u] \quad (4)$$

と表される。ただし

$$q_{u, x} = \sum_{i \in R} g(x_i - x) \delta[b(x_i) - u] \quad (5)$$

であり、 $m$  はカラーヒストグラムの分割数、 $\delta(s)$  はクロネッカーのデルタ関数、 $b(x_i)$  はピクセル  $x_i$  のカラーヒストグラムの値である。 $g()$  には通常、正規分布が用いられる。

## 3. レーザレンジセンサを用いた移動体追跡

近年、平面スキャン型レーザレンジファインダが安価に市販され、研究が盛んになってきているが、これらの研究は環境に固定したレーザレンジファインダを用いたシステムと、移動ロボットに搭載したシステムに大別できる。

環境に固定したレーザレンジファインダによる歩行者の追跡には、中村らによる一連の研究 [30], [31] がある。彼らはレーザレンジファインダ (Sick LMS200) を最大 6 台用いて足首位置を計測し、歩行動作の解析から作成された複数状態遷移を有するカルマンフィルタにより足断面上の点をクラスタリングすることで、通常時 100% (149 人)、通勤ラッシュ時 80% の追跡成功率を達成している [30]。またこの手法はカメラ画像と統合され、レーザ計測による追跡に失敗した時には Mean-shift 法によるカメラ画像上での追跡に切り替えることで、ロバストな歩行者追跡を実現している [31]。この他にも、Occupancy Grid を用いた手法 [32]、腰位置をカルマンフィルタおよびパーティクルフィルタで追跡したものの [33]、レーザで膝上を追跡し、カメラの肌色抽出と組み合わせで身長や位置をカルマンフィルタで推定する手法 [34]、あるいはレーザレンジファインダとカメラを用いた応接システム [35] などが提案されている。

一方、移動体にレーザレンジファインダを搭載し、環境モデル構築や障害物回避、追跡を行ったものとしては、車椅子搭載レンジファインダによる障害物回避 [36]、パーティクルフィルタを用いた歩行者の追跡 [37], [38]、全方位カメラとレーザレンジファインダによる歩行者の追跡 [39] など多数のシステムが提案されている。

このほか、カメラによるビデオトラッキングとレーザによるトラッキングを融合した手法 [40], [41] も提案されている。

## 4. パーティクルフィルタ

本節では、近年カメラやレーザレンジファインダを用いた移動体追跡で広く用いられているパーティクルフィルタ [42]

について、基本概念と具体的な実装法を解説する。パーティクルフィルタとは、観測値に対する対象の状態（例えば位置や速度）の事後確率分布を、離散化した多数の仮説（パーティクル）の分布として表現する、ノンパラメトリックな手法である。

$X = \{x\}$  を確率分布  $P(X)$  に従う確率変数とする。 $Z^t$  を時刻  $(0 \sim t)$  の観測結果、 $Z_t$  を時刻  $t$  での観測結果とすると、それぞれの観測が独立の場合、ベイズの定理より、

$$P(X_t|Z^t) = cP(Z_t | X_t)P(X_t) \quad (6)$$

が成り立つ。ただし  $P(X_t|Z^t)$  は時刻  $t$  での事後確率、 $P(Z_t | X_t)$  は観測モデル、 $P(X_t)$  は事前確率である。ここで状態推移にマルコフ性を仮定し、事前確率  $P(X_t)$  を運動モデル  $P(X_t | X_{t-1})$  と前時刻での事後確率を用いて、

$$P(X_t) = \int P(X_t | X_{t-1})P(X_{t-1} | Z^{t-1})dX_{t-1} \quad (7)$$

と表す。これを式 (6) に代入すると、

$$P(X_t|Z^t) = cP(Z_t | X_t) \int P(X_t | X_{t-1})P(X_{t-1} | Z^{t-1})dX_{t-1} \quad (8)$$

が得られる。この式を離散化した多数の仮説で表現し、事後確率  $P(X_t|Z^t)$  を求めるのがパーティクルフィルタである。

以下、具体的なアルゴリズムを示す。まず時刻  $t-1$  での事後確率  $P(X_{t-1} | Z^{t-1})$  を  $R$  個のパーティクルで表現する。ただし、各パーティクルは自身の状態  $X_{t-1}^{(r)}$  ( $r = 1 \sim R$ ) とその生起確率を表すウエイト  $\pi_{t-1}^{(r)}$  を保持している。これにより、式 (8) の積分は、各パーティクルの生起確率の和として以下のように書かれる。

$$P(X_t|Z^t) = cP(Z_t | X_t) \sum_r P(X_t | X_{t-1}^{(r)})\pi_{t-1}^{(r)} \quad (9)$$

具体的な移動体位置推定の手順を以下に示す。

- (1) 初期仮説発生:  $N$  個の初期仮説  $s_0^{(n)} = \{\mathbf{x}_0^{(n)}, \mathbf{v}_0^{(n)}, w_0^{(n)}\}$  ( $n = 1 \sim N$ ) を発生させる。ただし、 $\mathbf{x}_t^{(n)}$  は位置ベクトル、 $\mathbf{v}_t^{(n)}$  は速度ベクトル、 $w_t^{(n)}$  は重みを表す。
- (2) 状態遷移:  $N$  個の仮説に対して動作モデル  $p(X_t|X_{t-1})$  を適用し、仮説を遷移させる。動作モデルには、例えば以下の等速直線モデルを用いる。

$$\mathbf{x}_t^{(n)} = \mathbf{x}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{v}_{t-1}^{(n)}T_s \quad (10)$$

ただし、 $T_s$  はサンプリング周期である。

- (3) 重み計算:  $N$  個の仮説に対して、重み  $w_t^{(n)}$  を次式にて計算する。

$$w_t^{(n)} \propto p(Z_t|X_t) \quad (11)$$

ただし  $p(Z_t|X_t)$  は観測モデルに基づく観測の尤度である。また、全ての仮説の重みの和  $w_t^{(all)} = \sum_{n=0}^N w_t^{(n)}$  を求める。

- (4) リサンプリング:  $NP$  個 ( $0 < P < 1$ ) の仮説  $s_t^{(n)}$  に対して、 $w_t^{(n)}/w_t^{(all)}$  の確率で復元抽出し、ランダムノイズを加えた新たな仮説  $s_{t+1}^{(n)}$  を発生させる。ただし、 $N(1-P)$  個の仮説は、追跡に失敗した場合に備えてランダムに発生させる。

- (5) 移動体位置推定: 仮説群により近似的に得られる確率分布の重み付き平均を計算し、移動体位置を推定する。さて、上記のアルゴリズムでは移動体は単一と仮定していた。移動体が複数の場合、上記のアルゴリズムをそのまま適用すると、一部の対象にだけパーティクルが集中し、パーティクルが集まらない対象を見逃してしまう問題 (Degeneracy problem) が生じる。これを解決するには、一つのパーティクルが全ての移動体についての仮説、すなわち移動体の個数分の状態量からなる仮説  $s = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{x}_m, \mathbf{v}_m, w\}$  ( $m$  は移動体の個数) を保持する方法が考えられるが、i) 移動体の個数を予め与える必要がある、ii) 状態量を増やすと多くのパーティクルが必要となり、計算コストが高いという別の問題が生じる。これに対して、対象毎にパーティクルフィルタを適用し、複数のパーティクルフィルタが平行して動作する Mixture Particle Filter [43] や、MCMC (Markov Chain Monte Carlo) の枠組みを取り入れたフィルタ [44], [40] などが提案されている。

## 5. おわりに

本稿では、カメラやレーザレンジファインダを用いた3次元空間での移動物体の検出・追跡技術に対し、いくつかの代表的な手法について具体的なアルゴリズムを交えて解説した。日本ロボット学会における本分野の発展と本分野を志す若い研究者の一助になれば幸いである。

## 参考文献

- [1] 長谷川勉. ロボットタウンの実証的研究-プラットフォームの概要-. 日本ロボット学会学術講演会講演予稿集, p. 1136, 2007.
- [2] J. K. Aggarwal and Q. Cai. Human motion analysis: A review. *Computer Vision Image Understanding*, Vol. 73, No. 3, pp. 428-440, 1999.
- [3] T. Moeslund and E. Granum. A survey of computer vision-based human motion capture. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 81, No. 3, pp. 231-268, 2001.
- [4] B. Horn and B. Schunk. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, Vol. 178, pp. 185-203, 1981.
- [5] B. D. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *Proc International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1981.
- [6] C. Harris and M. Stephens. A combined corner and edge detector. In *In 4th Alvey Vision Conference*, pp. 147-151, 1988.
- [7] H. Moravec. Visual mapping by a robot rover. In *In Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pp. 598-600, 1979.
- [8] K. Mikolajczyk and C. Schmid. Scale and affine invariant interest point detectors. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 1, pp. 63-86, 2004.
- [9] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla. Robust wide

- baseline stereo from maximally stable extremal regions. In *Proc British Machine Vision Conference*, pp. 384–393, 2002.
- [10] T. Kadir, A. Zisserman, and M. Brady. An affine invariant salient region detector. In *Proc European Conference on Computer Vision*, pp. 404–416, 2004.
- [11] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir, and L. Van Gool. A comparison of affine region detectors. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 65, pp. 43–72, 2005.
- [12] K. Mikolajczyk and C. Schmid. A performance evaluation of local descriptors. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 10, pp. 1615–1630, 2005.
- [13] D. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110, 2004.
- [14] Y. Ke and R. Sukthankar. Pca-sift: A more distinctive representation for local image descriptors. In *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2004.
- [15] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha. Shape matching and object recognition using shape contexts. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 4, pp. 509–522, 2002.
- [16] S. Lazebnik, C. Schmid, and J. Ponce. Sparse texture representation using affine-invariant neighborhoods. In *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 319–324, 2003.
- [17] C. Wren, A. Azarbayejani, and A. Pentland. Pfindex: Real-time tracking of the human body. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 780–785, 1997.
- [18] C. Stauffer and W. Grimson. Learning patterns of activity using real time tracking. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 8, pp. 747–767, 2000.
- [19] J. Cheng, J. Yang, and Y. Zhou. *A Novel Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction*. IbPRIA 2005, Lecture Notes in Computer Science: 3522, 2005.
- [20] A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood, and L. S. Davis. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density for visual surveillance. In *Proceedings of the IEEE*, Vol. 90, pp. 1151–1163, jul 2002.
- [21] 田中達也, 島田敬士, 有田大作, 谷口倫一郎. Parzen 推定を用いた動的背景・影モデルによる映像からの物体抽出. 画像の認識理解シンポジウム, pp. IS-3–16, 2007.
- [22] 石川博. グラフカット. 情報処理学会研究報告, Vol. CVIM-158, No. 31, pp. 193–204, 2007.
- [23] 佐藤雄隆, 金子俊一, 丹羽義典, 山本和彦. Radial reach filter (rrf) によるロバストな物体検出. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J86-D-II, No. 5, pp. 616–624, 2003.
- [24] B. Li, R. Chellappa, Q. Zheng, and S Der. Model-based temporal object verification using video. *IEEE Transaction on Image Process*, Vol. 10, No. 6, pp. 897–908, 2001.
- [25] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes, active contour models. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, pp. 321–331, 1988.
- [26] J. Sethian. *Level Set Methods and Fast Marching Methods second ed.* Cambridge University Press, UK, 1999.
- [27] N. Paragios and R. Deriche. Geodesic active contours and level sets for detection and tracking of moving objects. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 3, pp. 266–280, 2000.
- [28] 倉爪亮, 由井俊太郎, 辻徳生, 岩下友美, 原健二, 長谷川勉. Fast level set method の提案とビデオ画像の移動物体のリアルタイム追跡. 情報処理学会論文誌, Vol. 44, No. 8, pp. 2244–2254, 2003.
- [29] D. Comaniciu, V. Ramesh, , and P. Meer. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2142–2149, 2000.
- [30] 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, 坂本圭司, 大鋸朋生, 鈴川尚毅. 複数のレーザレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J88-D-II, No. 7, pp. 1143–1152, 2005.
- [31] 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介. レーザスキャナと画像センサの融合による歩行者追跡. 第 11 回 画像センシングシンポジウム 講演論文集, pp. 177–180, 2005.
- [32] E. Prassler, J. Scholz, and A. Elfes. Tracking people in a railway station during rush hour. In *In H.I.Christensen, editor, Proc. Computer Vision Systems, First International Conference, ICVS'99*, pp. 162–179, 1999.
- [33] A. Fod, A. Howard, and M. J. Mataric. A laser-based people tracker. In *Proc. International Conference on Robotics and Automation 2002*, pp. 3024–3029, 2002.
- [34] A. Brooks and S. Williams. Tracking people with networks of heterogeneous sensors. In *Proc. Australasian Conference on Robotics and Automation 2003*, 2003.
- [35] M. P. Michalowski and R. Simmons. Multimodal person tracking and attention classification. In *Proc. ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction '06*, 2006.
- [36] B. Kluge, C. Kohler, and E. Prassler. Fast and robust tracking of multiple moving objects with a laser range finder. In *Proc. International Conference on Robotics and Automation 2001*, pp. 1683–1688, 2001.
- [37] D. Schulz, W. Burgard, D. Fox, and A. B. Cremers. Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association. In *Proc. International Conference on Robotics and Automation 2001*, pp. 1665–1670, 2001.
- [38] M. Montemerlo, S. Thrun, and W. Whittaker. Conditional particle filters for simultaneous mobile robot localization and people-tracking. In *Proc. International Conference on Robotics and Automation 2002*, pp. 695–701, 2002.
- [39] M. Kobilarov, J. Hyams, P. Batavia, and G. S. Sukhatme. People tracking and following with mobile robot using an omnidirectional camera and a laser. In *Proc. International Conference on Robotics and Automation 2006*, 2006.
- [40] 山田弘幸, 倉爪亮, 村上剛司, 長谷川勉. Sir/mcmc パーティクルフィルタを用いた複数カメラとレーザレンジファインダによる移動体のトラッキング. 画像の認識理解シンポジウム, pp. IS-5–19, 2007.
- [41] 小林貴訓, 杉村大輔, 佐藤洋一, 関真規人, 平澤宏祐, 鈴木直彦, 鹿毛裕史, 杉本晃宏. 分散カメラとレーザ測域センサの統合によるエリア内人物追跡. 画像の認識理解シンポジウム, pp. IS-2–23, 2007.
- [42] M. Isard and A. Blake. Condensation – conditional density propagation for visual tracking. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 29, No. 1, pp. 5–28, 1998.
- [43] J. Vermaak, A. Doucet, and P. Perez. Maintaining multimodality through mixture tracking. In *International Conference on Computer Vision*, pp. 1110–1116, 2003.
- [44] Z. Khan, T. Balch, and F. Dellaert. Mcmc-based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 11, pp. 1805–1918, November 2005.

### 倉爪亮 (Ryo Kurazume)

1967年2月4日生。1991年東京工業大学機械物理工学専攻修士課程修了。同年(株)富士通研究所入社,1995年東京工業大学機械宇宙学科助手,2000年スタンフォード大客員研究員,同年東京大学生産技術研究所博士研究員,2002年九州大学システム情報科学研究所助教授,2007年より同教授,現在に至る。群ロボット,歩行機械,レーザ計測の研究に従事。博士(工学)。(日本ロボット学会正会員)