

季節や天候の変化にロバストな視覚認識に基づく 移動ロボットの屋外ナビゲーション

桂 浩章^{*1} 三浦 純^{*1} ヒルド ミヒヤエル^{*2} 白井 良明^{*1}

A View-Based Outdoor Navigation Using Object Recognition Robust to Changes of Weather and Seasons

Hiroaki Katsura^{*1}, Jun Miura^{*1}, Michael Hild^{*2} and Yoshiaki Shirai^{*1}

This paper describes a view-based outdoor navigation method. In the method, a user first guides a robot along a route. During this guided movement, the robot learns a sequence of images and a rough geometry of the route. The robot then moves autonomously along the route with localizing itself based on the comparison between the learned images and input images. Since appearances of objects in images may vary much according to changes of seasons and weather in outdoor scenes, a simple image comparison does not work. We, therefore, propose a comparison method in which the robot first recognizes objects in images using object models which allow for such appearance variations, and then compares recognition results of learned and input images. A method is also developed which automatically selects key images used for the comparison from an image sequence. Experimental results of about 350 [m] autonomous navigation in our campus under various conditions show the feasibility of the method.

Key Words: Outdoor Navigation, View-based Navigation, Robust Object Recognition, Mobile Robot

1. はじめに

視覚を用いて屋外を移動するロボットは盛んに研究されている分野の一つである。その多くは道路境界線や歩道などの局所的な特徴を認識し、ロボットが経路を正しく追従走行できるようにしている [1] [2]。そのような特徴が必ずしも得られない場所を移動するためには、ロボットの位置決めが必要となる。

屋外移動ロボットの位置決めでは GPS を利用するものがある [3] [4]。GPS は条件がよければ広域の移動に十分な精度の位置情報を得ることができるが、高い建物の近くでは衛星の隠蔽やマルチパスなどの現象により、信頼できる位置情報が常に得られるとは限らない。

屋外環境は屋内に比べ、ロボットの移動範囲が広く複雑なため、あらかじめ環境の地図を与えることが難しい。そこで、ユーザが一度ロボットを誘導して経路を学習させたあと、ロボットが学習結果を利用して自律的に移動する、という 2 段階の手法が有効である。これまでにそのような 2 段階の手法がいくつか提案されており、それぞれ異なる地図の表現法や学習法を用いている。

神原ら [5] らは、廊下環境においてドアなどの既知の物体の位置関係をオドメトリデータの不確かさを考慮して地図に記録し、利用した。Maeyama ら [6] は、屋外環境において、ユーザによる誘導時にオドメトリデータと経路の周囲で検出した立ち木などのランドマークの位置を地図に記録し、利用した。城殿ら [7] はステレオ視によって周囲の障害物の位置を記述した地図を生成し、利用した。これらの手法では、屋内か、あるいは屋外であっても比較的近くの物体をランドマークとして用いているので、屋外移動に適用した場合、駐車車両の移動などにより周囲の物体の配置が変化すると、誘導時に作成した地図が利用できない可能性がある。

物体の見えは、大域的な位置決めに有用な手掛かりである。松本ら [8] は屋内走行において、誘導時に観測した画像列と入力画像との照合により位置決めと移動方向の制御を行いながら自律移動するロボットを開発した。Li [9] は、経路に沿って作成したパノラマ画像を用いて同様の手法を提案している。これらの手法では、天候や季節の変化による画像中の物体の色の变化を考慮していない。Takeuchi ら [10] は、天候の変化による物体の色の变化を正規化により吸収し、同様の手法を用いて経路に沿った位置の決定に用いているが、季節の変化による物体そのものの色の变化を考慮していない。

物体の見掛けの色は天候や季節によって変化しても、建物や木などの比較的大きな物体の位置関係は変化しない。そこで、そのような物体を認識し、学習時の画像（学習画像と呼ぶ）と自

原稿受付 2003 年 7 月 9 日

^{*1}大阪大学大学院工学研究科

^{*2}大阪電気通信大学総合情報学部

^{*1}Graduate School of Engineering, Osaka University

^{*2}Faculty of Information Science and Arts, Osaka Electro-Communication University

律移動時の画像それぞれについての認識結果を比較することにより、大域的な位置決めを行うことを提案する。ここでは、天候や季節にかかわらずロボストに物体認識を行うことが重要になる。

屋外シーンの認識において、シーン中の物体に関する知識を用いる手法が提案されている [11] [12]。本研究でも同様のアプローチをとるが、天候や季節による変動を考慮した物体モデルを作成する点が新しい。またオンラインで処理するために、できるだけ簡単な処理で高速な認識を行う手法を開発する。

屋外シーンは一般に複雑であり完全な物体認識を実現することは難しく、認識の際に、ある物体である可能性はあるが決定はできない、ということが起こり得る。この場合、物体の種類を無理に決めてしまうと、それが間違っていた場合にその後の照合に失敗する可能性がある。そこで、そのような場合には、物体の種類を一意に決めずに、複数の物体の可能性を保持しておき、二つの画像間で整合をとりながら物体の種類を決定する、という柔軟な照合を行う。

本論文で提案する手法では、自律移動時において、現在の場所から得られる入力画像と事前に学習した画像との照合を行い、どの学習画像を撮像した位置の近くにいるかを決定する。これが本手法における大域的な位置決め目的である。GPS やオドメトリは主に候補となる学習画像の候補を絞るために用いており、大域的な位置決めには直接用いない。また、レーザ距離センサを用いて周囲の障害物を検知し、必要に応じて回避行動をとる。

以下、2章では、物体モデルとそれを用いた画像認識について述べる。3章では、認識結果の照合とその評価について述べる。4章では、自律移動の方法について述べる。5章では、誘導時に獲得した画像列から、自律移動時に利用する画像を自動的に選択する手法について述べる。6章では、提案する認識・照合手法およびナビゲーション手法を実験的に検証する。7章では、本論文をまとめ今後の課題について述べる。

2. 物体のモデルと認識

本論文では、我々の大学の構内を対象環境とする。そこには、建物、木、自動車、自転車などの物体が存在する。Fig. 1 に構内を撮影した画像例を示す。各画像は RGB の色成分それぞれを 8 ビット (256 階調) で表現したカラー画像である。構内に存在する物体のうち、自動車、自転車など日時によって移動するのはナビゲーションのための認識対象としては適さない。そこで、カメラを地面と水平に設置し、画像の上半分 (水平面より上) に存在する建物、空、木を認識の対象とする。本論文では以下の 4 種の物体を認識する。

- (1) 建物の側壁の色が一様な部分 (一様領域と呼ぶ)
- (2) 空 (空領域と呼ぶ)
- (3) 窓枠や建物の端等が存在する部分 (人工物領域と呼ぶ)
- (4) 木の葉や枝の部分 (木領域と呼ぶ)

処理の高速化のため、原画像 (縦 128 × 横 304 ピクセル) をウインドウに分割し、ウインドウごとに認識のための特徴抽出を行う。以下おのおの領域の認識手法について述べる。

2.1 一様領域と空領域の認識

建物の側壁や空は通常、一様な色をした大きな領域である。そ

こで、そのような領域を抽出した後、空の領域を決定することにより、一様領域と空領域を認識する。

まず、画像を 8×8 の大きさのウインドウに分割し、各ウインドウでソーベルオペレータによる強度がしきい値 (=10) 以上の明度エッジを抽出する。ウインドウ内のエッジの数がしきい値 (=10) 未満で、かつ R, G, B 値の分散がすべてしきい値 (=300) より小さいとき、そのウインドウを一様な色をしたウインドウとする。得られた一様色のウインドウの集合について、平均色の RGB 空間での距離がしきい値 (=20) 未満の隣接ウインドウを連結し、その結果 6 ウインドウ以上の面積を持つ領域を候補として抽出する。

空は画像の上方にあり、明るくかつ大きい領域である。また、一般に領域の横幅は上方が下方より広い。そこで、次の 4 条件をすべて満たす領域を空領域とする。

- 画像上端に接している。
- 領域の平均輝度がしきい値 (=120) 以上である。
- 領域の面積がしきい値 (=10 ウインドウ) 以上である。
- 領域上部の横幅が下部の横幅より大きい。ただし領域上部の横幅は、領域の縦幅の上から 30% までの各高さにおける横幅の平均、下部の横幅は下から 30% までの各高さにおける横幅の平均とする。

空の色がなだらかに変化した場合や雲と青空がある空の場合は、空領域がいくつかの領域に分かれてしまい、上端に接していない空の部分を空領域と認識できない。そこで、空領域に隣接している一様色領域を調べる。空領域に隣接する領域が空の場合、この領域の輝度は大きく、隣接領域との境界が十分に長い。また隣接する領域が建物の側壁の場合、境界部分にエッジが存在する。以上のことから、次の 3 条件が成り立つとき、その隣接領域を空領域とする。

- 平均輝度がしきい値 (=120) 以上である。
- 隣接領域の面積に対する境界の長さ (ピクセル数) の割合がしきい値 (=0.15) 以上である。
- 境界上のエッジ数の境界の長さに対する割合がしきい値 (=0.075) 未満である。

この処理を、新たに空領域が発見されなくなるまで繰り返す。

残った領域のうち、上端に接していない領域を一様領域とする。上端に接している領域は、明るくて (平均輝度が 120 以上)、かつ領域の上部に建物の境界に相当する明確な直線があれば一様領域とし、なければ一様領域か空領域の判断ができない領域 (空の可能性のある領域と呼ぶ) とする。

Fig. 1 に示す画像について、一様領域と空領域を認識した結果を Fig. 2 に示す。Fig. 2 (b) では、左側の建物の側壁が、空との境界のコントラストが弱く直線が発見できなかったため、空の可能性のある領域と認識された。また Fig. 2 (c) では、建物の壁面の一部が、連結領域を抽出するときに空の部分と連結されたため、空領域と認識された。他の部分はおおむね正しく認識されている。

2.2 人工物領域の認識

建物や窓の境界には長く強いエッジセグメントが存在するので、これを人工物領域の特徴とする。安定して直線を抽出するため、画像を 16×16 の大きさのウインドウに分割し、各ウ

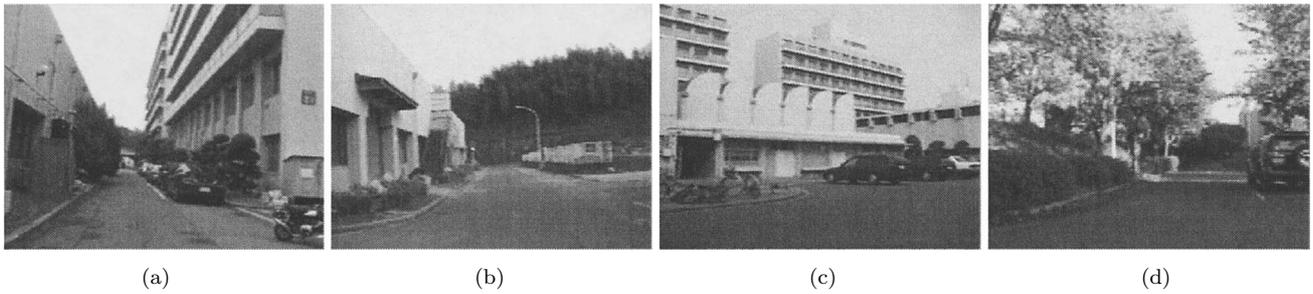


Fig. 1 Example input images

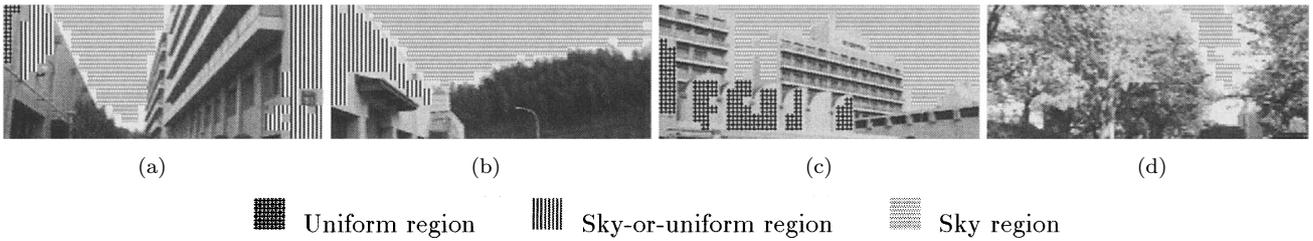


Fig. 2 Recognition results of uniform and sky regions

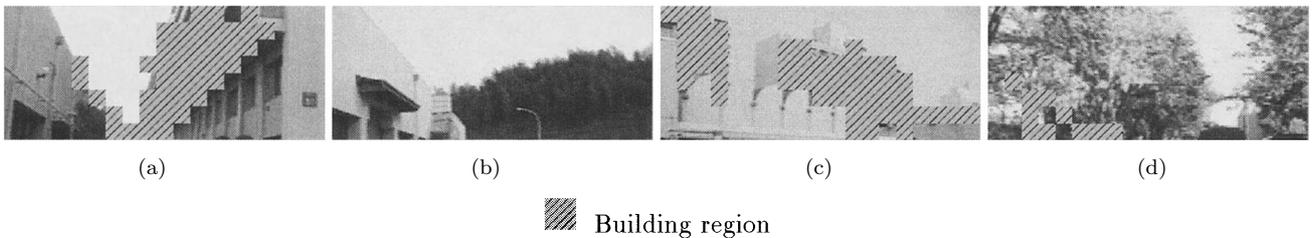


Fig. 3 Recognition results of building regions

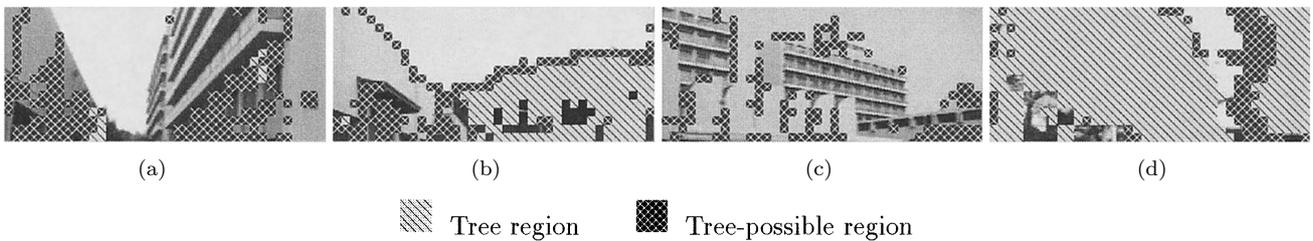


Fig. 4 Recognition results of tree regions. The color of leaves in (b) is green, and that of (d) is colored

インドウで強度がしきい値 ($=30$) 以上の明度エッジを検出し、エッジ数がしきい値 ($=10$) 以上のウインドウについて、ハフ変換で直線を検出する。次に、直線の存在するウインドウで隣接しているものを連結し、連結領域の面積がしきい値 ($=10$ ウインドウ) 以上の領域を人工物領域とする。Fig. 1 から人工物領域を認識した結果を Fig. 3 に示す。

2.3 木領域の認識

木領域には、葉や枝によって多くのエッジが検出される。画像を 8×8 の大きさのウインドウに分割し、明度エッジの数がしきい値 ($=10$) より多く、かつあらかじめ作成した葉の色のモデルに該当する画素数の割合がしきい値 ($=0.8$) より多いウインドウを木領域とする。

ひなたと日陰ではエッジ強度が異なるため、単一のエッジ強

度のしきい値を用いるとうまくエッジが検出できないことがある。そこで、ウインドウごとに平均明度を計算し、その平方根をエッジ検出のしきい値とする。

葉の色は、季節や日照条件の変化によって変化する。様々な状況にある木領域を手動で切り出して、明度 T と色相 θ の関係を調べた。Fig. 5 に、4 種の条件で葉の色を調べた結果を示す。夏のひなたの緑の葉 (Fig. 5(a) 参照) では、明度が変化しても色相はほとんど変わらない。夏の日陰の葉 (Fig. 5(b) 参照) では、空の青色の影響を受けて色相が緑から青の方へ広く分布している。秋の赤や黄に色づいた葉 (Fig. 5(c), (d) 参照) については、夏に比べて色が赤方向へ移動している。これ以外にも曇りの場合の画像を調べたが、明度がやや低めになるのみで色相に大きな変化はなかった。

以上から, Fig. 5 に示す四つの分布の大部分を覆う領域 (図中の多角形領域) をそれぞれ葉の色のモデルとして用いる. ひなたの色のモデル (Fig. 5 (a), (c)) に当てはまる画素の割合がしきい値以上の場合, そのウインドウを木領域とする. また, それ以外のウインドウで, 日陰の色のモデル (Fig. 5 (b), (d)) に当てはまる画素の割合がしきい値以上の場合, 木の可能性のある領域とする.

落葉した木の領域の場合には, 枝の間に背後のものが写ってしまい葉の色のモデルとは合わないことがある. 一般に葉や枝によって得られるエッジの方向はばらついていて, 強度が小さい. 例として Fig. 6 に, 落葉した木の領域, 葉のある木の領域, 人工物領域について, エッジの方向の分布を調べた結果を示す. この図は, エッジの方向を 20° ごとに分け, エッジの強度を重みとしてかけて頻度を計算し, エッジの数で正規化をしている. Fig. 6 より木の領域では他の領域と比べ最大値が小さいことが分かる. 以上の結果から, エッジの数は多いが色が葉のモデルに合わないウインドウを対象に Fig. 6 のヒストグラムを作成し, その最大値がしきい値 (=12) より小さいウインドウを木の可能性のある領域とする.

以上の処理を行って, Fig. 1 から木領域を認識した結果を Fig. 4 に示す. 緑の葉と色づいた葉の両方が認識できていることが分かる.

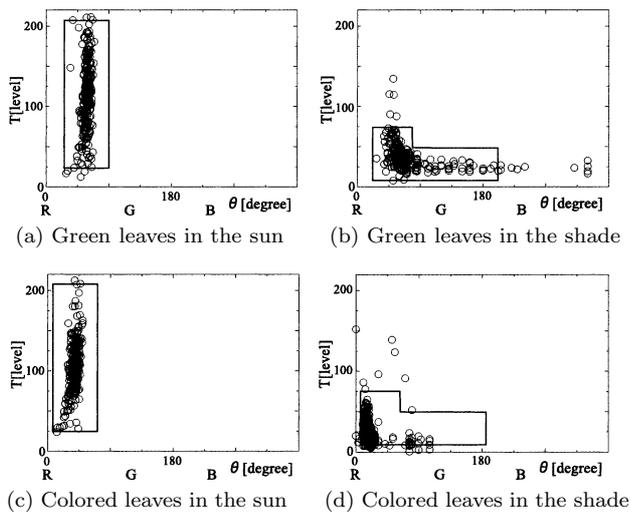


Fig. 5 Relationship between intensity (T) and hue (θ)

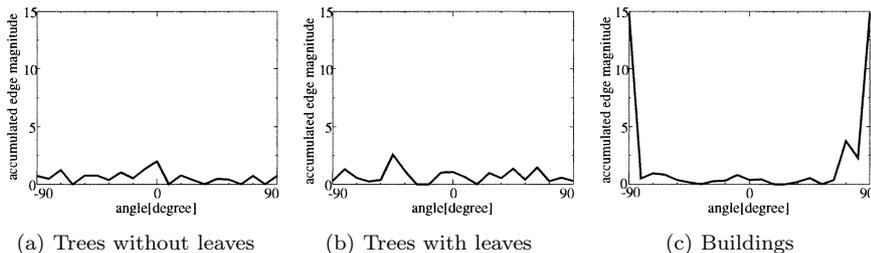


Fig. 6 Distributions of accumulated edge magnitudes

3. 画像照合

2枚の画像の照合の程度は, 両方の画像のすべての物体の認識結果の類似度で評価する. 認識処理では4種の物体の認識結果を出力するが, もし2枚の画像が大体同じロボット的位置・姿勢で入力されていれば, それらの物体の画像中の領域は類似しているはずである. 精密な位置決めは必要ではないので, 画像のある範囲でずらしながら重ね合わせ, 最も良い類似度を二つの画像の照合の評価 (照合度と呼ぶ) とする.

各物体について, 対応する領域が両方の画像で得られている場合, その物体についての類似度を二つの領域の共通部分の, 合計部分に対する割合とする (Fig. 7 の $A \cap B / A \cup B$). 二つの画像から得られた各物体の類似度が, 物体ごとに決められたしきい値以上である場合に, それらの画像が照合する可能性があるとし, それらの類似度の平均を照合度とする. ただし, ある物体領域の面積の割合が両方の物体でしきい値以下のときには, その物体は画像内に存在しないとして考慮しない. 最後に, 照合度がしきい値以上のときに, それらの画像が照合できたとする. 具体的なしきい値の決め方については後で述べる.

認識時に物体種別を確定しなかった領域では, 以下のような柔軟な照合を行う. まず, 空の可能性のある領域は, 基本的に同様領域として扱い, もう一方の画像における重なった部分での認識結果が空領域の場合, 空領域として扱う. 木の可能性のある領域は, 暗い部分で間違っ検出されることが多いので, もう一方の画像における重なった部分での認識結果が木領域の場合のみ, 木領域として扱い, それ以外の場合は誤検出として考慮しない.

照合に用いるしきい値を以下のように決定した. まず, ロボットの直進移動時のカメラ方向のぶれを考慮して, 画像の水平方向 dx , 垂直方向 dy についてそれぞれ, $[-40, 40]$, $[-24, 24]$ の範囲でずらしながら照合度を計算する. 計算時間を減らすため, 各方向にずらす量は8おきに選択する.

類似度と領域の面積に関するしきい値は各物体に依存する. 一般に, 信頼性高く認識できる物体は, その面積が小さくても照合の際に信頼でき, 必要な類似度は高くてもよい. 我々の認識プログラムの各物体の認識結果の信頼性は経験より, 空領域, 木領域, 同様領域, 人工物領域の順になる. そこで, 照合に利用するために必要な面積の割合のしきい値を, 最初の三つについては6%, 最後の一つについては18%とした. 必要な類似度のしきい値は, 空領域は0.6, 木領域は0.3, 残りの二つの領域は0.2とした. 最終的な照合の成功を判断するしきい値は

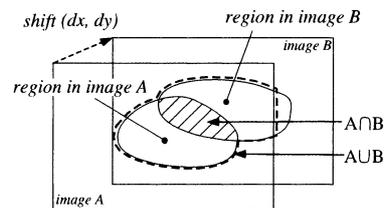


Fig. 7 Definition of similarity

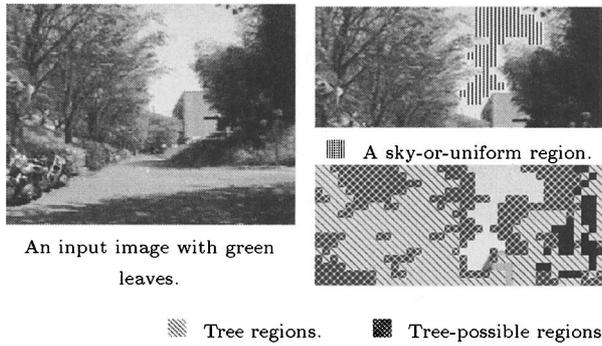


Fig. 8 An input image and its recognition result

Table 1 Matching result

s_{max}	dx	dy	s_U	s_S	s_A	s_T
0.590	-32	16	—	0.625	—	0.556

0.4 とした。

ここで、Fig. 1 (d) の入力画像と Fig. 8 に示す画像との照合結果を Table 1 に示す。この表は照合度 (= s_{max}) とそのときの画像をずらす量 (dx, dy)、それぞれの認識結果における重複度 s_U (一様領域)、 s_S (空領域)、 s_A (人工物領域)、 s_T (木領域) を示している。この例では、2 枚の画像ともに人工物領域と判断された部分の面積が小さいため、照合には人工物領域の認識結果を用いていない。また、Fig. 8 の画像における空の可能性のある領域は、空領域として照合に用いられ、その結果、一様領域の認識結果は用いられていない。2 枚の画像は撮影した季節が異なるが、複数の葉の色のモデルを用いることにより、認識・照合に成功している。

4. 自律移動

4.1 自律移動方法の概要

全体の経路がほぼ直線の部分とそれらをつなぐ曲がり角から成る場合を対象とし、それぞれについて異なる方法で自律移動する。直線部分では、画像照合をある程度の間隔で繰り返し行いながら位置を推定し、進行方向を決定する。画像照合を行う地点間の直線移動は前後 2 台のカメラを用いた視覚フィードバック [13] により実現する。曲がり角では、オドメトリと (可能であれば) GPS を用いて曲がり角への接近を検知し、画像照合結果とレーザ距離センサのデータから曲がる位置を決定する。なお、駐車車両などの衝突回避のため、周囲環境をレーザ距離センサで観測し、必要に応じて回避行動をとる。

人間による誘導時には、連続的に画像を撮影する。さらに画像取得位置のオドメトリデータと GPS データも合わせて記録する。なお、撮影した画像列から自律移動に用いる画像 (学習画像) を選択する手法については、5 章で述べる。

4.2 曲がり角の認識と走行

曲がり角は以下のように認識する。まず学習時に得た曲がり角の GPS と、オドメトリによる位置データと現在の位置データを比較し、両方のセンサの位置データが目標位置の誤差範囲に入ったとき、曲がり角に近づいたと判断する。GPS データが利用できない場所では、オドメトリデータのみ使用する。曲が

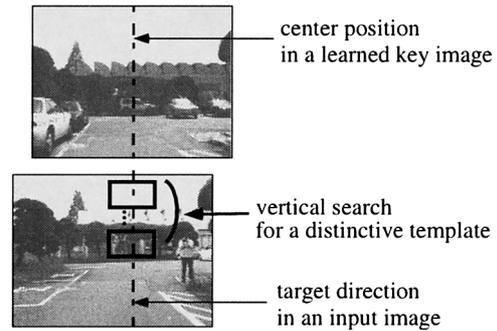


Fig. 9 Selection of a template image

り角では曲がる方向に大きく開けた領域が存在するはずであるが、駐車車両により一部の場所が通れない可能性がある。そこで、レーザ距離センサにより開けた領域が確認できたら、前方カメラを曲がる方向へ向け、曲がり角で得た学習画像との照合を行いつつ移動し、照合できたら曲がり角に来たと認識する。

曲がり角はオドメトリデータに基づいて走行する。学習時にオドメトリデータから曲がる角度を覚えておき、自律走行時にはその角度だけ曲がった後、以下の直線部の走行に移る。

4.3 直進走行

ロボットは繰り返し学習画像との照合を行って、進行方向を決定し、そちらへ向かって直進移動する。屋外では路面の影響を強く受けるためオドメトリデータのみで直進することは難しい。そこで、方向を決定した時点で、前後両方の画像中にテンプレートを設定し、それを手掛かりに進行方向を制御する。学習画像と入力画像の照合の場合と異なり、走行中は色の変動はほとんどないので、この方法で進行方向を制御することができる。

4.3.1 学習画像との照合

スタート時、あるいは曲がった直後には、ロボットはこれから進む直進部分の一番目の学習画像の近くにいと考える。見掛けのあまり変わらない壁や生け垣に沿って走行する場合などでは、長い距離にわたって得られた学習画像と照合がとれる可能性がある。そこで、今回照合が取れた学習画像と次の 2 枚の学習画像の、計 3 枚の学習画像を照合の候補とし、その中でいちばん照合度の高いものが撮影された位置にロボットがいるとし、次項で述べる手順でテンプレートを設定する。

3 枚の学習画像のどれとも照合が取れない場合には、そのまま進みながらさらに照合を試みる。オドメトリで走行距離を計測し、次の学習画像の位置まで来たと判断したら、その画像から 3 枚の学習画像を用いて照合を試みる。

4.3.2 テンプレートの選択

Fig. 9 にテンプレート選択方法を示す。まず、学習画像と照合した入力画像の、学習画像の水平方向 (x 方向) の中心に相当する方向を直進の目標方向とする。その方向に相当する水平位置上にテンプレートを設定するが、できるだけ特徴的なテンプレートを設定するために、鉛直方向にテンプレートを設定しながら、画像中の他の位置との正規化相関を計算し、その最大値が最小となる垂直位置にテンプレートを設定する。これは前後 2 台のカメラそれぞれについて行う。

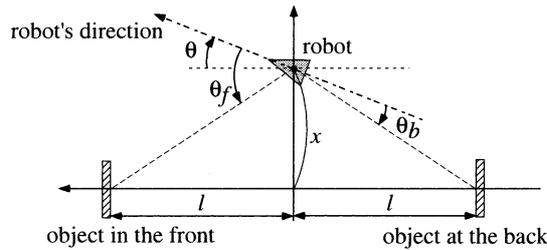


Fig. 10 Relationship between the robot pose and the object positions in the front and at the back

Table 2 A rule for determining r [m] from the sign of θ , x

	$\theta > 0$	$\theta = 0$	$\theta < 0$
$x > 0$	$0.8/\theta$	10.0	$1.2/\theta$
$x = 0$	$1.0/\theta$	∞	$1.0/\theta$
$x < 0$	$1.2/\theta$	-10.0	$0.8/\theta$

4.3.3 ロボットの方向制御

テンプレートを用いてロボットの方向を以下のように制御する (Fig. 10 参照). まず前後の各画像中で, テンプレートに最も合う場所を正規化相関を評価して探索する. それらの場所の, 画像の中央からの水平方向の角度のずれをそれぞれ θ_f (前), θ_b (後) とする. 直進したい経路からの方向と位置のずれをそれぞれ θ , x とし, さらに, テンプレートが設定された前後の物体までの, 経路に沿った距離は十分大きく, とともに l であると仮定すると, 以下の関係式が得られる.

$$\theta = (\theta_f - \theta_b)/2, \quad x = l \tan \frac{\theta_f + \theta_b}{2}$$

実際には l は分からないので, θ と x の符号の組み合わせから, Table 2 の制御則でロボットの回転半径 r を決める. r が正のときロボットは左へハンドルを切る.

前後いずれかのみテンプレートマッチングが成功した場合には, 失敗した画像から得られる角度を 0 とし, さらに $x = 0$ として, 回転半径を Table 2 から決定する. 前後両方のテンプレートマッチングに失敗したときには, そのまま一定時間 (=2 秒間) 直進し, その間に成功しなければ, 上述の画像照合に基づくテンプレート選択を行う.

4.4 衝突の回避

上述の直進制御では遠くの目標しか観測していないので, 駐車車両などの経路脇の障害物に衝突するおそれがある. そこで, レーザ距離センサを用いた衝突回避を行う. 移動による誤差を考慮して, ある回転半径で移動するとき一定時間内にロボットが通る可能性のある領域と障害物領域が接触するかどうかで, その回転半径が安全かどうかを判定する. 安全な回転半径のうち, テンプレートマッチングから得られる目標回転半径に最も近いものを選ぶ.

5. 学習画像の自動選択

ロボットは人間による誘導時に連続的に画像を撮像するが, すべての画像の系列を自律誘導に用いることは記憶や照合のコストの点から望ましくない. そこで, 自律誘導に必要な画像 (学習画像) を自動的に選択する. 以下では, Fig. 11 に示す経路の誘導を例として用いる.

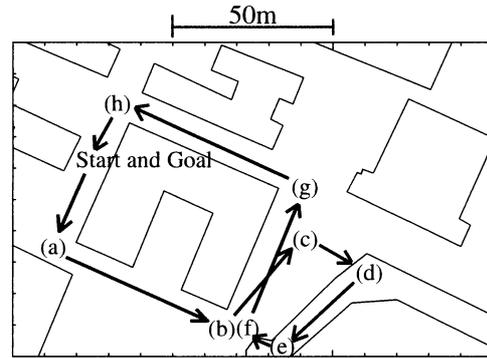


Fig. 11 A user-guided path

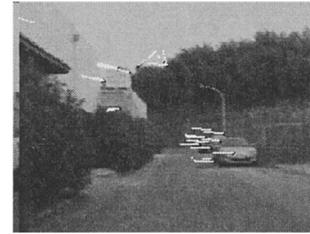


Fig. 12 Examples of extracted flow vectors

5.1 直線部分のための学習画像選択

ロボットの誘導は人間がジョイスティックを用いて行っており, また屋外では路面が一般に平坦ではないため, 直線部分を誘導中でもロボットの向きは常に進むべき方向を向いているとは限らない. 上述のように, 自律移動時には学習画像の示す方向へ移動するので, 得られた画像列中から, 直線経路に沿った方向を向いているときに撮像された画像を選択することが必要となる. そこで,

- ロボットの水平方向の向きは, 人間の操作と路面の影響により, 目的方向のまわりで正弦波状に変化するという仮説を立て, それをもとに画像選択手法を考える.

上の仮説のもとでは, 動物体が存在しないとすれば, 画面上の水平方向の動きの量は正弦波状に変化し, ロボットがちょうど進むべき方向を向いているときに, 動き量は極値をとる. そこで, 画面内でオプティカルフロー (以下, フロー) を計算し, その水平方向成分が極値をとる際の画像を選択する. 実際には, 前方に移動することによるフロー成分も含まれるので, その影響が少ない画像の中央部の, 全体の 1/4 の面積の部分についてのみ処理する. フローは Harris のオペレータ [14] により検出されたコーナを特徴点とし, 5×5 のウィンドウを用いた SAD マッチングにより, フレーム間の対応点を探索して求める. Fig. 12 に得られたフローベクトルの例を示す. これは Fig. 13 の 60~61 フレーム間で得られたフローである. 得られたフローのうちロボットの向きの変化に対応するものが多数を占めていると考え, 得られたフローベクトルの水平成分を一次元の水平フロー空間に投票し, 平滑化の後, 最大の投票数を持つフローをロボットの向きの変化とする.

Fig. 13 に, Fig. 11 (a)~(b) 地点間の直線部分における, ロボットの水平方向の向きの変化の時間的経過を示す. 図中で×

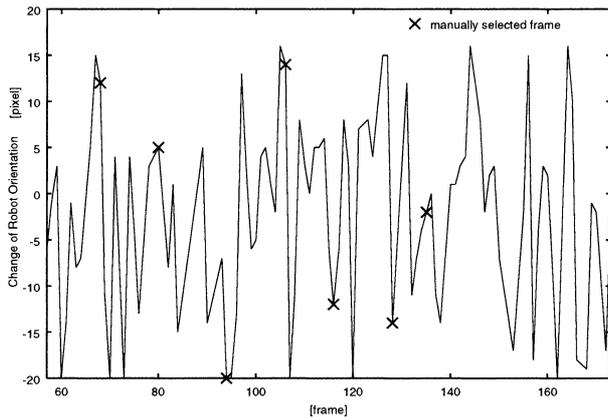


Fig. 13 Change of image motion

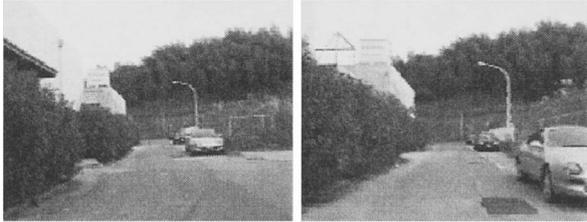


Fig. 14 Example learned images taken at the straight path connecting (a) and (b)

印がついているフレームは、人間が画像を見て手動で選択した学習画像に対応している。これから、先に述べた仮説はほぼ妥当であり、ロボットの向きの変化の極値部分を学習画像の候補とすればよいことが分かった。

実際には、曲がった直後の画像を直線部分の最初の画像とし、ある学習画像 I_t の次の学習画像 I_{t+1} は、上述の方法で選ばれた候補を I_t の次から順番に見ていき、 I_t と初めて照合しなくなった画像 [8] か、あるいは I_t の撮像位置との距離が一定距離（現在は 10 [m]）を超えたところで撮像した画像とする。この方法により、Fig. 11 (a)~(b) 地点間の直線部分において撮像された画像列から自動的に選択された学習画像の例を Fig. 14 に示す。

オプティカルフローを用いて動き推定を行う方法は多数提案されているが（例えば、文献 [15]）、ここでは正確な動きの推定は必要ではなく、ほぼ前方を向いていることが判断できればいいので、上記のような定性的な処理で十分である。

5.2 曲がり角における学習画像選択

曲がり角の検出にはオドメトリを用いる。長距離移動ではオドメトリの誤差が蓄積するため、位置情報から曲がり角を検出することは難しい。しかし、局所的な範囲で見ればオドメトリはある程度信頼できるので、オドメトリによるロボットの軌跡の曲率が十分に大きいところを抽出することにより曲がり角を検出し、曲がる動作が終了したときの画像を選択する。Fig. 15 に、Fig. 11 に示す経路を人間が誘導した際の、オドメトリによる位置推定の結果と、検出された曲がり角の位置を示す。また、Fig. 16 に Fig. 11 (d), (g) 地点において選択された学習画像を示す。なお、GPS による位置推定結果から曲がり角を検出する

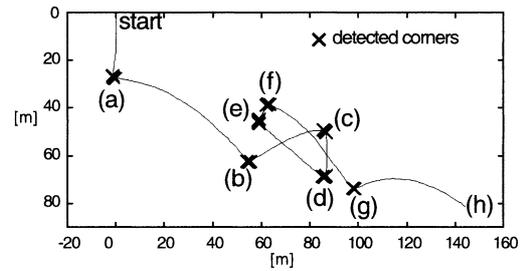


Fig. 15 Corner detection from odometry data

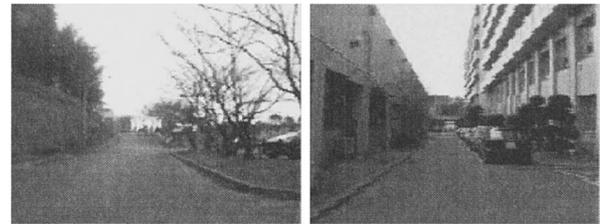


Fig. 16 Example learned images obtained at the detected corners

Table 3 Image details and matching results

Date of image input	3/10/02	10/2/02	1/11/03
Weather	cloudy	sunny	cloudy
Start position	(a)	(b)	Start
Goal position	(e)	(e)	Goal
Status of leaves	partially fallen	partially colored	partially fallen
Number of images	124	125	472
Success	Max. similarity	60	93
	Otherwise	57	28
Failure	7	4	19

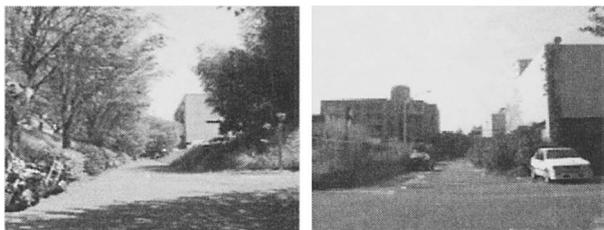
ことも状況によっては可能であるが、本論文が対象とする環境においては、建物付近では GPS データが得られないことがあるため、ここではオドメトリデータだけを用いている。

6. 実 験

6.1 認識・照合手法の検証

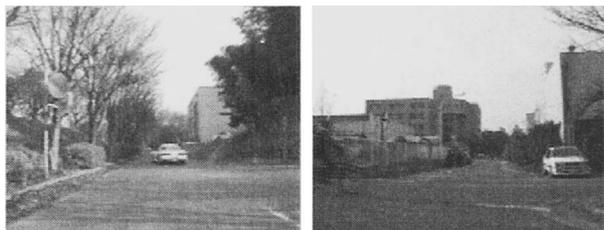
提案した画像照合手法の有効性を検証する。自律移動を行う経路 (Fig. 11 参照) 上の複数の位置で撮影した学習画像を用意し、ロボットを同じ経路に対して誘導しながら撮影した画像と照合を行った。学習画像は 43 枚で、これらは、Fig. 11 の Start から (d) 地点までの経路で 2002 年 4 月 19 日 (天候晴れ) に撮影したものと、同 (d) 地点から Goal までの経路で 2002 年 9 月 21 日 (天候晴れ) に撮影したのものから、手動で選択した。また、入力画像は 2002 年 3 月 10 日、2002 年 10 月 18 日、2003 年 1 月 11 日に撮影した計 721 枚である。入力画像はロボットを誘導しながら約 1 秒間隔で画像を取得した。

入力画像に対して経路上連続した 2 枚の学習画像を正解の学習画像としてそれぞれ手動で割り当てた。入力画像の詳細と照合結果を Table 3 に示す。約 95% の入力画像で正解画像との照合が可能であった。また、そのうち正解画像との照合度が最大であったものは約 57% であった。照合に成功したが最大の照



(c) (e)

Fig. 17 Learned images at corners



(c) Similarity is 0.565 (e) Similarity is 0.568

Fig. 18 Input images taken at the positions recognized as corners

合度が得られなかった状況は、ロボットが進行方向に見えの変化が少ない場所にいた場合か、あるいはまったく別の場所で撮影した学習画像との照合に成功した場合かのいずれかであった。自律移動時には、4.3.1項に述べたように、移動の履歴を考慮して照合の対象となる学習画像の候補を限定した上で照合を行っている。正解画像が最大の照合度ではない場合にも、照合が成功しさえすれば問題ない。また、照合に失敗した場合でも、そのまま移動し、次に照合可能な場所でテンプレートの更新を行うことで対処している。次節に述べるように、自律移動実験ではこの処理で照合の失敗に対処できた。

なお、1枚の入力画像の認識と照合にかかる時間は、Pentium II, 400 MHz の PC で約 1 秒である。

6.2 自律移動の実験

前節で説明した学習画像（手で選択したもの）を用いて、Fig. 11 の経路上で、2003 年 1 月 13 日（天候曇り）に走行実験を行った例を示す。図中、(g) と (h) の間の経路は、経路両側の建物が高かつ近いので、GPS によって位置測定ができない部分であり、オドメトリのみで (h) への接近を検出する。走行時、ロボットは (a)~(h) の曲がり角を確実に認識し、全経路を安定して走行した。走行距離は約 350 m、所要時間は約 11 分であった。(c)、(e) の曲がり角における学習画像を Fig. 17 に、自律走行時、Fig. 17 の各の学習画像との照合の結果、曲がり角と判断された際の入力画像と照合度を Fig. 18 に、自律移動の様子を Fig. 19 に示す。

図に示した経路の一部だけを使用した場合を含め、同様の実験を 2002 年 9 月から 2003 年 1 月にわたって 20 回行った。このうち紅葉のときに行った実験が 5 回、落葉後に行った実験が 3 回であった。また天候は晴れの日が 9 回、曇りの日が 11 回であった。実験中、曲がり角が 48 回あったが、画像照合の失敗により曲がり角と認識できなかった例は、逆光により木の色が変

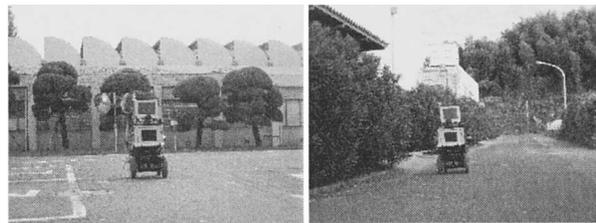


Fig. 19 Snapshots of autonomous navigation

化して木領域の認識が失敗した例 1 回のみであった。またテンプレートの更新時の画像照合は 269 回中 242 回成功している。照合失敗の場合も、その後の更新時には成功しているので移動には影響しなかった。

6.3 誘導と自律移動による 2 段階システムの検証実験

誘導と自律移動の 2 段階からなるシステムの検証実験を行った。まずユーザがジョイスティックを用いて Fig. 11 の経路に沿ってロボットを誘導した。その後、ロボットは 5 章に述べた手法で自動的に学習画像を選択し、それを用いてロボットは同じ経路を自律移動した。この間、ユーザは学習のための誘導と自律移動時の初期位置への誘導を行ったのみで、それ以外の処理はまったく行っていない。2003 年 3 月にこの実験を 2 回行い、いずれもロボットは問題なく自律走行ができた。

7. まとめと今後の課題

本論文では、移動ロボットの屋外ナビゲーションにおいて、ユーザによる誘導の際に得た学習画像列と入力画像を照合してロボットの位置を推定しながら誘導する手法を述べた。屋外では物体の見掛けの色が天候や季節により変化するので、単純な画像同士の比較では照合がロバストではない。そこで、画像中の物体（空、建物、木）を見掛けの色の変化を考慮したモデルを用いて認識し、その認識結果同士を照合することにより、天候や季節の変化にロバストな照合を行う手法を提案した。この照合手法に加えて GPS、オドメトリ、レーザ距離センサのデータを用いて効率的かつ安全にナビゲーションするロボットシステムを構築した。学習時とは季節および天候が異なる日時の走行実験により、提案手法の有効性を確かめた。さらに、獲得した画像列から自律走行に適した画像を、ロボットの運動を基に自動的に選択する手法を開発し、人間が誘導するだけでロボットに移動を教示することに成功した。

物体モデルの作成に当たっては、多くの画像を分析して各物体を記述する画像特徴をまず選択し、次にしきい値などのパラメータの決定を行った。少数の比較的大きな物体を認識対象としているので、このような単純な認識手法でうまく動いていると考える。現在はパラメータを実験的に決定しているが、エッジ密度や色などの簡単な画像特徴を主に用いているので、例えば、ユーザが画像上で領域分割した教示データを基に分類学習を行うことにより、パラメータ決定を自動化することは十分に可能であると考えている。また、現在の手法では、曲がり角において学習画像との照合ができないと曲がり角の認識ができず自律移動に失敗する。そこで、曲がり角の認識に失敗したことを画像、GPS、オドメトリのデータを総合して判断し、正しい経

路に復帰するためのエラーリカバリ手法を開発する必要がある。

本論文で扱ったナビゲーション問題は、ロボットが経路上のどこにいるかを決定する大域的な位置決め問題と、経路上の走行問題の二つの問題に階層的に分割できる。本論文は主に前者の大域的な位置決め問題を解決する手法を提案しているが、その能力を実験的に検証するためには、下位の経路走行が安定して動作する必要がある。そこで、画像テンプレートマッチングによる方向制御、GPS やオドメトリを用いたロボット位置推定、レーザ距離センサによる障害物回避、といった従来から提案されている手法を組み合わせて適用することにより、安定した走行と曲がり角への接近の検出を実現した。ただし、本論文では、経路は直線路と短い曲り角からなる場合を対象としているが、実際の環境では曲線路の移動が必要になる場合がある。提案手法では、比較的短い時間内での進行方向を画像照合に基づいて繰り返し決定することにより直進走行を行っているため、緩やかな曲線路では現在の手法がそのまま適用できる可能性があるが、どの程度の曲線まで対応できるかを実験的に調べることで、きつい曲線路の走行方法の開発は今後の課題である。

参 考 文 献

- [1] 森, 小谷, 石黒, 安富, 茅野: 構内道路を走行する自律移動ロボット (移動ロボットの一戦略——晴信 4 号機), 日本ロボット学会誌, vol.5, no.5, pp.361-374, 1987.
- [2] J.D. Crisman and C.E. Thorpe: "SCARF: A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections," IEEE Trans. on Robotics and Automat., vol.9, no.1, pp.49-58, 1993.
- [3] R. Thrapp, C. Westbrook and D. Subramanian: "Robust Localization Algorithms for an Autonomous Campus Tour Guide," In Proceedings of 2001 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.2065-2071, 2001.
- [4] 大野, 坪内, 重松, 前山, 油田: "DGPS とオドメトリを用いた建物付近の歩道環境での自己位置推定とナビゲーション", 第 8 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.276-282, 2003.
- [5] 神原, 三浦, 白井: "デッドレコニングおよび視覚認識の不確かさを考慮して移動ロボットを最適に誘導する手法", 日本機械学会論文集, vol.61, no.581, C, pp.145-151, 1995.
- [6] S. Maeyama, A. Ohya and S. Yuta: "Autonomous Mobile Robot System for Long Distance Outdoor Navigation in University Campus," J. of Robotics and Mechatronics, vol.9, no.5, pp.348-353, 1997.
- [7] 城殿, 三浦, 白井: "誘導による移動経験に基づく視覚移動ロボットの自律走行", 日本ロボット学会誌, vol.19, no.8, pp.1003-1009, 2001.
- [8] 松本, 稲葉, 井上: "視野画像列を利用した経路表現に基づくナビゲーション", 日本ロボット学会誌, vol.15, no.2, pp.236-242, 1997.
- [9] S. Li: "Localization along Routes Based upon Iconic and Global Positioning System Information in Large-Scale Outdoor Environments," Advanced Robotics, vol.15, no.7, pp.749-762, 2001.
- [10] Y. Takeuchi and M. Hebert: "Evaluation of Image-Based Landmark Recognition Techniques," Technical Report CMU-CS-95-116, The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Jul. 1998.
- [11] T.M. Strat and M.A. Fischler: "Context-Based Vision: Recognizing Objects Using Information from Both 2-D and 3-D Imagery," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.13, no.10, pp.1050-1065, 1991.
- [12] 平田, 白井, 浅田: "単一カラー画像から得られる 3 次元情報を利用したシーンの解釈", 電子情報通信学会論文誌, vol.J75-D-II, no.11, pp.1839-1847, 1992.
- [13] 宮下, 石黒, 辻: "T-Net: 実環境における正確なロボットの誘導と環境構造の獲得", 日本ロボット学会誌, vol.14, no.7, pp.986-993, 1996.
- [14] A. Blake and M. Isard: Active Contours. Springer, 1998.
- [15] N. Stöfler, T. Burkert and G. Färber: Real-Time Obstacle Avoidance Using an MPEG-Processor-Based Optic Flow Sensor," In Proceedings of the 15th Int. Conf. on Pattern Recognition, pp.4161-4166, 2000.



桂 浩章 (Hiroaki Katsura)

2001 年大阪大学工学部電子制御機械工学科卒業。2003 年同大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻修士課程修了。同年松下電器産業入社。在学中は屋外移動ロボットの研究に従事。

(日本ロボット学会正会員)



ヒルド ミハヤエル (Michael Hild)

Michael Hild received the Ph.D. from Osaka University in 1993. Since 1994 he has been on the faculty of Osaka Electro-Communication University in the Department of Engineering Informatics, where he presently holds the position of Associate Professor. He is also affiliated with

the Visual Information Research Institute at OECU. His research fields are computer vision, pattern recognition, color science and imaging, and robotics applications. Dr. Hild is a member of the IEEE, EIC, IPS, JSAI and IS&T.



三浦 純 (Jun Miura)

1984 年東京大学工学部機械工学科卒業。1989 年同大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了, 工学博士。同年大阪大学助手。現在同大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻助教授。知能ロボット, 人工知能, コンピュータビジョンの研究に従事。1994~1995 年 CMU 客員研究員。1997 年ロボット学会論文賞受賞。人工知能学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本機械学会, IEEE, AAAI 各会員。(日本ロボット学会正会員)



白井良明 (Yoshiaki Shirai)

1964 年名古屋大学工学部機械工学科卒業。1969 年東京大学大学院工学系博士課程修了。工学博士。同年, 電子技術総合研究所入所, コンピュータビジョン, ロボティクスの研究に従事。1971~1972 年, MIT AI ラボ客員研究員。1988 年大阪大学工学部電子制御機械工学科教授。人工知能学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本機械学会各会員。

(日本ロボット学会正会員)