光環境変化とノイズにロバストな屋内環境認識 - ビジュアルナビゲーションのための通路認識方法 -

非会員 見 浪 護 (福 井 大 学)
非会員 村 田 光 (松下精工 (株))
非会員 ジュリアン アグバーン (福 井 大 学)
非会員 鈴 木 秀 和 (福 井 大 学)
非会員 朝 倉 俊 行 (福 井 大 学)

Robust Indoor Environment Recognition for Lighting Condition Varieties and Noises - Corridor Recognition Method for Visual Navigation -

Mamoru Minami, Non-member (Fukui University), Hikaru Murata, Non-member (Matsushita Seiko Co.,Ltd.), Julien Agbanhan, Non-member, Hidekazu Suzuki, Non-member, Toshiyuki Asakura, Non-member (Fukui University)

Recognition of a working environment is critical for a mobile robot to confirm its possible intelligence. Therefore it is necessary to equip a recognition system with some sensor which can get environmental information. As an effective sensor, a CCD camera is generally thought to be useful for all kinds of mobile robots. However, it is thought to be hard to use the CCD camera for visual feedback which requires the system to be robust for lighting condition varieties and noise objects. This research presents a corridor recognition method using gray-scale image and Genetic Algorithm(GA) without any image information conversion which gives the recognition process to be robust for lighting condition and noises. The performance is evaluated using real corridor images.

キーワード : Gray-scale Image, GA, Evolutionary Recognition

1. 緒 言

産業用ロボットの多くは壁や床に固定されているため、その作業範囲は限定されている。そのため、現在は対象物をロボットの作業範囲内に移動させて作業を行うことが一般的だが、その設備費や設置用地確保による工場の大型化、また対象物によっては移動システム自身が巨大化するなど不合理な面もある。このことを解消する方法として、ロボットが対象物へ移動することが有効であるが、ロボットが広範囲にかつ自律して作業を行うためには、ロボット自身に周囲の情報を得るためのセンサと移動機構を装備し、状況判断による的確な行動ができるようになるシステムの構築が必要となる。一般的に自律型移動マニピュレータが周囲環境を認識する方法として、瞬時に周囲の情報を取り込むことができる CCD カメラを用いた視覚センサが広く用いられている。視覚システムから得た画像情報において、画像の中から障害物等の探索あるいは走行面の状態の認識が

完了したとき、環境情報を得たと言える。そこで本研究では、画像情報によって走行を制御するビジュアルナビゲーションのための基礎研究として、移動マニピュレータに通路を短時間に認識させることを試みる。また、ここでの通路認識とは、マニピュレータが画像情報を基に通路の床と壁とのエッジ検出から床と壁とを区別し、そこが“通路”であるという概念の認識を行うことである。

自動走行車両は、移動するため場所に依存して光環境が変化する。そのため光環境の変化に適応でき、しかも短時間に認識できる画像認識方法が必要となる。視覚システムより取得した画像から対象物の情報を得るためには、前処理として二値化処理、エッジ抽出、差分法等の画像処理を行うことが一般的手法であり、これらを用いての認識法、抽出法は数多く提案されている^{(1)~(4)}。しかし、これらの手法は画像変換処理後の画像をもとに認識を試みており、光環境の変化により影響を受けやすく、常に良好な結果を得ることは困難である。また、画像全体を種々のフィルターで

処理した後に認識を行うため処理に時間を費やし、短時間認識を必要とするビジュアルナビゲーションには問題となる。文献⁽³⁾では、顔の認識を GA を用いて行っているが、種々のフィルター処理を行っているため、ワークステーション SUNss-5 を用いて 110 秒の処理時間を要している。また文献⁽⁴⁾では動画像中の人物の認識をフィルター処理を用いて試みているが、1 枚の画像の認識に要する時間は、ペンティアム (200MHz) で約 90 秒を費やしている。このようにフィルター処理を用いた認識方法は、画像情報をフィードバック情報として用いるビジュアルナビゲーションには処理時間の点で不向きである。移動ロボットのための画像認識方法として、滝沢らの研究⁽⁵⁾があり、移動ロボットの走行環境のデータベース構築方法を提案している。これは、多視点でのシーン観測から物体に隠蔽された領域の環境認識を目的とした研究であり、移動後に停止し環境認識を行うことを前提にしている。従って提案された方法でビジュアルフィードバックを行うことはできない。また中澤は、画像認識に基づく誘導制御を、オプティカルフローを用いて研究しているが⁽⁶⁾、一枚の画像のオプティカルフローを計算するのに約 200ms を要している。

これに対し本研究ではビジュアルナビゲーションを実現する方法として入力された生画像に対して何ら処理することなく画像中の対象物体を認識する手法について考える。従って画像変換処理に要する時間コストはゼロである。基本的にはモデルベースマッチング手法であるが、生画像に対して面-帯モデルによるモデルフィルタ関数を用いてマッチングさせる提案手法は、人が歩くことができる程度の照度があれば夜の光環境においても昼と同様に対象物の形状及び位置/姿勢を全く同一のアルゴリズムで認識することができる。この光環境の変化に対するロバスト性は、モデルフィルタの探索モデルとして積分型フィルタと微分型フィルタの特徴を有する面-帯モデルの構成方法によって得られたものである。特に帯部分の領域設定が重要である。次にモデルフィルタは画像中の認識対象物以外のノイズに対してモデルフィルタ出力を低下させ、対象物のみ最大値をとる出力を得ることができる。この対象物選択性も対象物の形状知識をもとに作成する面-帯モデルによって得られる。この点に関し、本文では対象物以外のモデルフィルタ出力がほぼゼロとなる結果を示す。さらに、ノイズ物体の輝度値の大きさ及びそのサイズが認識対象物より大きい場合についてもモデルフィルタ出力はゼロ近傍に減少し、対象物を誤認することは無い。

モデルフィルタ関数を画像全体に求めた後に、その最大値を求めて対象物を認識することは、上で述べた画像変換によるむだ時間を発生させてしまう。このため本報では、生画像に対し GA の遺伝子で指定された位置/姿勢に限定された領域内のモデルフィルタ関数の計算を行うことで、画像変換を行うことなく短時間の認識を可能としている。さらに連続画像の認識に対しては、各画像について一回のみの GA 探索を行うことで 1 枚の画像当たり 50ms の認識処理

図 1 ノイズを含む生画像
Fig. 1. 2-D Raw image of object with noise

図 2 輝度値分布
Fig. 2. Brightness values distribution

時間を実現した。上で述べたモデルフィルタの特性と GA による対象物探索方法を実験で評価した結果、歩く人間やノイズとなる箱が存在する夜の通路において連続的に通路エッジを認識できることを確認した。

本報で議論する通路認識では、認識対象物として通路と床の境のエッジを選びその形が知識として与えられていることを前提としている。対象物をエッジに限定して認識実験を行っているが、他の対象物を認識する場合はその形状に従った探索モデルを作成することで任意な形状の対象物を認識することができる。同時に複数の形状の対象物を認識したいときは複数の形状の探索モデルを用いて GA 探索すればよい。

2. 通路認識

〈2・1〉 生画像の有効性 カメラで対象物を撮影した入力画像は光の強さを示す輝度値の度合いで表され、画像中

図 3 通路画像
Fig. 3. Image of a corridor

の作業対象物以外の物体はノイズと考えることができる。また照明による影や鏡面反射等の影響もノイズとなり、対象物以外にも輝度値の高い部分が発生する。二値化処理した画像では対象物以外にもしきい値の設定によりノイズが増幅されることがあり、影を対象物と誤認識する可能性すらある。ここで、生画像では画像中の対象物とノイズの輝度値が完全に一致する状況は非常にまれであり、仮に一致したとしても、対象物と同じ形状のノイズはないことを仮定すると、生画像を画像処理と呼ばれる情報変換を行うことなく詳しく調べることで両者の区別が可能である。この点で生画像はフィルタ処理された画像に比べ細かな多くの情報を持っている。さらに生画像は処理時間を必要としないため時間を節約でき、リアルタイムコントロールに適している⁽¹⁰⁾。

長方形形状のブロックを上面より撮影 (128×128[ピクセル]) し、輝度値を濃淡で表したものを図 1 に示す。図 1 にはノイズである壁の画像も含まれている。生画像の輝度値を高さ方向にとり、3 次元で表した様子を図 2(a) に、また、図 2(b) に二値化画像の 3 次元表示を示す。ここで図 2 は、図 1 の画像左上端点を原点にとり、画像縦方向を x 軸、横方向を y 軸としている。図 2(a) の生画像では暗く写るものほど輝度値を高くとっている。壁部分の輝度値は対象物周囲の作業台のレベルに比べ高いが、(a) では対象物と壁部分の輝度値レベルには差があるため、両者を区別することが可能であることがわかる。これに対して、(b) に示す二値化画像の場合は、生画像を輝度値 180 のレベルで切り分けて二値化しているため、壁部分のノイズも対象物と同じ輝度値 20 を示している。このため、両者の区別が困難となっている。二値化処理で対象物と壁とを区別するためには、それらの輝度値の間にしきい値を設定する必要がある、これを決定するための時間を要する。このため、リアルタイム性が重要な移動走行時の通路認識を行う場合、生画像を用いて両者を区別することが必要であると考ええる。

〈2・2〉 通路認識を前提としたエッジの検出 福井大学内の通路画像 (128×128[ピクセル]) を図 3 に示す。また、輝度値を高さ方向にとり、3 次元で表した様子を図 4 に示

図 4 通路の輝度値分布
Fig. 4. Brightness value distribution of Corridor

す。ここで図 4 は、図 3 の画像左下端点を原点にとり、画像縦方向を y 軸、横方向を x 軸としている。このような生画像から走行可能な通路を検出するためには、画像の中から床と壁の境目の黒い線を検出し、床と壁とを区別すればよいことに気づく。そこで本報では通路の壁と床の際にある黒い帯状の部分に着目し、これを通路のエッジと呼ぶことにする。通路において、このエッジは輝度値が最も高いため、エッジを認識対象物と考える。この帯の形状に合わせた長方形の探索モデルを用意し、生画像とのパターンマッチングを行うことで通路のエッジを検出することを考える。図 3 に示すように、左右両方のエッジが中央で区切られた左右の画像中にペアで検出されるとき、その中央は通路であると認識する。パターンマッチングを用いたエッジ検出は、マッチングを行うためのモデルを必要とする。ここでは、次章で述べる面-帯モデルを用い、エッジと面-帯モデルの重なりを適合度関数で評価することで生画像中のエッジ検出を GA を用いて実現する。

3. 探索モデルと適合度関数

〈3・1〉 面モデル 本研究において、画像中の通路のエッジは帯状である。 n 個の遺伝子から選んだ i 番目の探索モデルの個体に座標系 Σ_i を固定する。 i 番目の個体がカメラ座標である座標系 Σ_c 上に存在する状態を図 5 に示す。図中に斜線を施した長方形を i 番目の遺伝子で表わされた面モデルと呼ぶ。 Σ_c で表わされた i 番目の個体の中心座標を $(^c x_i, ^c y_i)$ と表現する。同様に、姿勢を θ_i とし、 $\phi_i = (^c x_i, ^c y_i, ^c \theta_i)$ をまとめて遺伝子情報で表す一つの個体とし、図 6 に示す。 Σ_i を長方形の中心に、またその座標を慣性主軸に取り付けているため $(^c x_i, ^c y_i)$ を Σ_i で表わすと $(0, 0)$ となる。したがって、図 5 に示す内側の斜線で示した長方形の四点を Σ_i 座標系を用いて $(^i x_{ij}, ^i y_{ij})$, $j = 1, 2, 3, 4$ と表わすとき、それらは各辺の長さ変数 a, b を用いて

図5 探索モデル座標

Fig. 5. Coordinate of detective model

図6 GAの遺伝子

Fig. 6. Gene's set of GA

図7 モデルの分割

Fig. 7. Model's division

$$\begin{cases} x_{i1} = x_{i3} = -a \\ x_{i2} = x_{i4} = a \\ y_{i1} = y_{i2} = b \\ y_{i3} = y_{i4} = -b \end{cases} \quad (1)$$

と表わされる。またここで、 Σ_i 座標系においてGAの各個体があつ各点の情報をピクセル単位で明暗を調べ、個体*i*における適合度の計算を行うために、図7のように各軸方向をそれぞれ分割数 α 、 β に分ける。 ε は1ピクセルに相当する長さである。このとき、

$$\begin{cases} \varepsilon \times \alpha = 2a \\ \varepsilon \times \beta = 2b \end{cases} \quad (2)$$

である。ここで Σ_i の*x*、*y*軸方向の分割点番号をそれぞれ、 $k = 1, 2, \dots, \alpha$ 、 $l = 1, 2, \dots, \beta$ と定める。図5において斜

線で示した長方形領域は、 k, l をパラメータとして Σ_i で、

$$\begin{cases} x_i(k) = x_{i1} + \varepsilon k \\ y_i(l) = y_{i1} - \varepsilon l \end{cases} \quad (3)$$

と表すことができる。(3)式で表される点 $(x_i(k), y_i(l))$ の集合は、後に述べる適合度関数の明暗度の評価点となる。このとき Σ_i から Σ_c への同次変換行列を用いると、(3)式左辺の変数は、座標 $(^c x_i(k, l, \phi_i), ^c y_i(k, l, \phi_i))$ に変換される。

$$\begin{bmatrix} ^c x_i(k, l, \phi_i) \\ ^c y_i(k, l, \phi_i) \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos ^c \theta_i & -\sin ^c \theta_i & ^c x_i \\ \sin ^c \theta_i & \cos ^c \theta_i & ^c y_i \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i(k) \\ y_i(l) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

ここでは、 $(^c x_i(k, l, \phi_i), ^c y_i(k, l, \phi_i))$ の生画像中で*i*番目の面モデルと重なる領域の輝度値を $C(^c x_i(k, l, \phi_i), ^c y_i(k, l, \phi_i))$ と表わす。図5に示す斜線部の長方形領域の評価値 $f_1(\phi_i)$ を面モデルの適合度関数とし、次式で表わす。

$$f_1(\phi_i) = \sum_{k=1}^{\alpha} \sum_{l=1}^{\beta} C(^c x_i(k, l, \phi_i), ^c y_i(k, l, \phi_i)) \quad (5)$$

$f_1(\phi_i)$ は*i*番目の個体の斜線部領域内の明暗度の集計である。対象物体が黒であり、背景が白であるとき、モデルが対象物体と重なっている範囲の*C*の値は大きな値をとる。したがって最も高い $f_1(\phi_i)$ の値を示す個体の情報 ϕ_i は、生画像中の対象物の位置/姿勢と一致していると考えられる。図8(a)に面モデルと対象物体との重なり方の違いによる適合度 $f_1(\phi_i)$ の大きさの関係を示す。 Σ_c で表わされた生画像中の対象物の位置/姿勢を $(^c x_p, ^c y_p, ^c \theta_p)$ と表わすと、それぞれに第*i*個体の遺伝子 $(^c x_i, ^c y_i, ^c \theta_i)$ が一致するとき $f_1(\phi_i)$ が最大値をとることがわかる。ただし、本報での認識対象物は、通路のエッジであり、エッジの長手方向の位置に関しては任意性がある。

〈3・2〉帯モデル 3.1節で述べた面モデルによる探索法では、対象物の中心座標 $(^c x_i, ^c y_i)$ はエッジの中心線とよく一致することが今までの実験により確かめられている。しかし、姿勢 $^c \theta_p$ の検出精度は良好でない。このため、ここでは図5の斜線部の上下に示す白地の帯を付けた長方形の情報を持つ帯モデルを提案する。この帯モデルの四点を Σ_i 座標系を用いて (x_{ij}, y_{ij}) 、 $j = 1, 2, 3, 4$ と表わす。横の長さ $2a$ は同じであり、縦方向について、分割された点の長さ ε が同じになるように分割数 Λ を定めると、帯モデルの長方形長さは $2a, 2c$ であるから

$$\Lambda = \frac{2c}{\varepsilon} \quad (6)$$

となる。これにより斜線部分と白地部分を合わせた四角全体のピクセルの明暗の合計は、

$$f_2(\phi_i) = \sum_{k=1}^{\alpha} \sum_{l=1}^{\Lambda} C(^c x_i(k, l, \phi_i), ^c y_i(k, l, \phi_i)) \quad (7)$$

と表される。よって白地の帯の部分の総計は、

図 8 探索モデル
Fig. 8. Searching model

$$f_3(\phi_i) = f_2(\phi_i) - f_1(\phi_i) \dots\dots\dots (8)$$

となる。内側の斜線で示した四角における明暗と白地の帯における光の明暗の差を表す適合度 $F(\phi_i)$ を、

$$F(\phi_i) = f_1(\phi_i) - f_3(\phi_i) \dots\dots\dots (9)$$

とする。 $F(\phi_i)$ の最大値を与える ϕ_i を探索するとき、対象物の輝度値と背景との境界における濃淡の差の両方を評価するため姿勢 θ_i に関する $F(\phi_i)$ の感度が上がり、 θ_i の検出精度の向上が期待できる。つまり $F(\phi_i)$ は対象物とその周囲の輝度値の微分情報も考慮した評価となる。またこの適合度 $F(\phi_i)$ が最大値をとるとき対象物体と完全に重なり、エッジの形状を認識できることになり、その様子を図 8(b) に示す。よってこの $F(\phi_i)$ が最大値を持つ遺伝子の位置/姿勢、つまり ϕ_i を次章で説明する GA を用いて探索する事とする。

【3・3】 通路画像のフィルタ結果 この節では、左右に対象物が写る 1 枚の入力画像に対して、前章で示した各モデルの適合度関数が画像内の全域においてどのような評価値を取るかを分布図として表したモデルフィルターイメージを用いて各モデルの性能を比較する。Fig.9, 10の (a) は異なる条件で同一の通路を撮影した生画像である。まず、Fig.9は昼間の通路において照明を灯した状態で、通路上にノイズとなる黒い箱を置いて撮影したものである。Fig.10は夜間の通路において照明を消した状態を撮影したものであり、Fig.9と同様に黒い箱を置いた。

それぞれの画像の (b) は (a) の画像の輝度値を縦軸に取り 3 次元表示したものである。(c),(d) は、生画像より得た

図 9 ノイズを含む画像でのフィルターイメージ
Fig.9. Filtered images with noise condition

(a) Gray-scale image

(b) 3-D image

(c) Surface model fixed $^\circ\theta_l = 65^\circ, ^\circ\theta_r = 115^\circ$

(d) Surface-strips model fixed $^\circ\theta_l = 65^\circ, ^\circ\theta_r = 115^\circ$

図 10 光環境変化を含む画像でのフィルターイメージ

Fig. 10. Filtered images with dark condition

モデルフィルタ結果をそれぞれのモデル別に表したものであり、(c)が面モデル、(d)が面-帯モデルである。ここで使用したモデルはエッジの形に合わせた長方形のモデルである。(c),(d)のグラフ底面は画像領域を表す。また、左画面のエッジの真の角度を $^\circ\theta_l$ 、右画面のそれを $^\circ\theta_r$ とすると、左画面のフィルタ値の計算には $^\circ\theta_p = ^\circ\theta_l$ 、右画面については $^\circ\theta_p = ^\circ\theta_r$ として真値を与えている。Fig.9, 10の(c),(d)の縦軸は、それぞれ $f_1(\phi_i)$ 、 $F(\phi_i)$ を示している。ここで、 $F(\phi_i)$ の計算では減算が入っているため負値をとる場合が生じるが、この場合ここでは $F(\phi_i) = 0$ と与えて表示している。

Fig.9, 10のどのモデルも対象物である左右エッジの長手方向の位置にピークが存在する。また、Fig.9, 10に共通して、(c)の面モデルは、どちらも対象物の実際位置 ϕ_p をピークにして広い山裾を広げている。これらに対して(d)の面-帯モデルは鋭いピークを示している。

Fig.9, 10の黒いノイズの箱は、それぞれの(b)を見ると対象物を大きく上回る高い輝度値のピークを示している。ここで、(c)をみると、ノイズとして置いた箱の部分のフィルタ値は残されている。しかし、各図(d)の面-帯モデルによるモデルフィルタの結果は、ノイズ部分もほぼゼロを示しており、 $F(\phi_i)$ の最大値を与える ϕ_i を探索することで、両者を区別しノイズである黒い箱を対象物であると誤認する可能性はない。これは面-帯モデルが面部分による対象物形状の評価だけでなく、その周囲、つまり帯部分の輝度値の総和を減算する評価を行うためである。結果として、輝度値が対象物同様に高くても対象物形状と一致したノイズでない限り評価が低くなる。つまり、対象物の形状と面-帯モデルの差分を用いることで、信号レベル以上のノイズ(箱)を除去できることを示している。

また光環境の変化についても Fig.10のように明暗を画像全体あるいは画像の一部につけても、適合度が全体的にあるいは一部分上下するだけであり、背景である壁、床とエッジに輝度値差が少しでもある限りピークは存在し、対象物体を検出することは可能であることが示された。以上の結果より、提案した形状認識及び位置/姿勢同時検出手法は、ノイズや光環境の変化に対しても、常に正確に検出できる可能性を持ちロバストであることが示された。

4. GAを用いたモデルベース位置/姿勢検出

ここでは、GAを用いたモデルベース位置/姿勢検出法について紹介する⁽¹¹⁾。概要を図11に示す。また探索モデルと適合度関数は3章3.2節で述べた関数 $F(\phi_i)$ を用いる。GAの遺伝子は探索モデルの位置/姿勢 $^c x_i, ^c y_i, ^c \theta_i$ を二進数で表したものをを用い、すでに図6に示した。この遺伝子情報を持つ n 個体の探索モデルが図3に示す左右それぞれの画像範囲内で世代交代を繰り返す。図11に示すようにGAの持つ各個体情報を適合度関数の高い個体の遺伝子を次世代に反映するように、エリート保存戦略に基づき進化を繰り返す。GAの持つ発見的かつ系統的な解探索能力を

図 11 GA を用いたモデルベース手法
Fig. 11. Model-based method using GA

図 12 GA による認識の概念
Fig. 12. Concept of GA-based recognition

用いて探索モデルを画像内に写し出された対象物の位置/姿勢と一致させることで結果として $c_{x_p}, c_{y_p}, c_{\theta_p}$ と一致した $c_{x_i}, c_{y_i}, c_{\theta_i}$ を得る。図 12に、世代交代を重ねるにつれ、探索個体が適合度の大小で評価され進化し、よりエッジ近くに収束していく様子を示す。ここで、上図はある程度進化した*i*世代目の個体情報を示したものであり、下図はその次の世代である*i*+1世代目の個体情報を示したものである。

5. 光環境／ノイズに対するロバスト性

前章までに述べた手法を使い、静止画像を用いてエッジの検出実験を行う。ここでは異なる環境条件の通路においてノイズや光環境の変化に対しても常に正確に検出できるロバスト性を評価するために3つの画像環境を用いて検出実験を行った。それぞれの画像を Fig.13にまとめて示す。Fig.13の(a)はノイズとしてドラム缶が存在し、光環境も右方向から強い日差しが当たり樹の影が写っている画像。(b), (c)は3.3節で用いた画像である。GAの個体数は30個体、淘汰率は50%、突然変異率10%で世代交代を100世代まで行った。また、使用したモデルは Fig.9, 10の(d)より正確な検出が期待される面-帯モデルである。Fig.13(a),(b),(c)の画像に対する検出結果として得られた進化の様子を Fig.14(a),(b),(c)

図 13 ノイズや光環境を変えた通路画像
Fig. 13. Corridor image with noise and light effect

図 14 検出結果
Fig. 14. Recognition Results

図 15 100 世代における個体の位置/姿勢
Fig. 15. Individual position/attitude in 100 generation

に示す。グラフの縦軸は適合度を、横軸は世代数を表している。3つの画像環境の世代数100での個体の位置/姿勢をFig.15に示す。さらに、画像(b),(c)についての各世代で最大適合度を持つ個体の位置/姿勢を描写した結果をそれぞれFig.16, Fig.17に示す。Fig.14より、世代交代が行われるにつれ適合度が高くなり、Fig.15のようにエッジに収束することがわかる。Fig.16, Fig.17ではノイズや光環境が変わっても正確にエッジを検出し、GA探索の遺伝子の初期値をランダムに与えているにも関わらず、5世代まででエッジ周辺に収束している。また、Fig.15において、世代数100での各適合度関数の収束値は(a)(0.279[Left gene],0.183[Right gene]),(b)(0.211,0.234),(c)(0.090,0.077)であり、光環境の変化は収束値の大小に影響を与えるが、エッジの検出には影響していない。また、これらの収束値は、3.3節Fig.9, 10(d)に示されるそれぞれのピークと等しい値であり、GAにより最大値の探索が有効に行われていることがわかる。ここで、GAが最大値を発見しているのは80世代前後であるが、位置のみに関してはFig.16, Fig.17より5世代までにエッジ近傍に収束しており、エッジ検出という点においては、多くの世代交代を必要としていない。さらに、Fig.13(a)のような木漏れ日による光と影の影響についてもロバストであることがわかる。これは、適合度関数は基本的に(5)式で表される積分を用いているため、局所的ノイズを低く見積もる特性を持っていることによると考えられる。このようにノイズが存在し、光環境が変化する画像情報でも、2章で示した多くの細かな情報が残される生画像と3~5章で述べたモデルフィルタ、そして前節で示したGAを用いて探索させることにより、通路エッジを認識することが可能である。これは、黒い箱などのノイズ周辺よりもエッジの方がより関数値が高くなる適合度関数を設定したことにより得られたものと考えられる。よってこの実験の結果から、提案した手法によってノイズや光環境にロバストな通路認識を行うことが可能である事が示された。

6. 動画列に対する遺伝的認識法

自動走行車両は常に動き回り、カメラによって得る周辺情報は常に変化し、光環境の変化や対象物体の位置や姿勢を予測することは困難である。走行中に対象物体の位置/姿勢同時検出が短時間に行われない場合、つまりエッジの検出においてGAの収束を一定時間待ちその検出結果から通路環境を認識する場合、その時点で周囲環境は一変していることになる。そこで本研究では、リアルタイムに新しい画像を一枚ずつ取り込み、そのつど1世代のみのGAの進化を行い、GA進化の各段階において最良の個体をGAの出力として判断の基準にする方法を提案する。入力された動画像列に対して、それぞれ一世代のみの進化を行うため、画像列中の対象物の移動速度に対してGAの進化速度が上まわる場合、移動する対象物上にモデルが重なり続け、移動対象物を認識できることになる。認識対象物の探索操作の終了を待たず、探索中の各世代において位置/姿勢の遺伝

図 16 ノイズを含む画像における各世代での個体の位置/姿勢

Fig. 16. Individual position/attitude of each generation in noise image

図 17 光環境の変化を含む画像における各世代での個体の位置/姿勢

Fig. 17. Individual position/attitude of each generation in dark image

子の中で最も高い適合度を与える個体を出力し、その結果、画像中の左右両方のエッジに最良の遺伝子を持つ帯モデルが常に重なるとき、走行によって画像内を移動するエッジの認識が可能となる。図18に提案手法の概要を示す。これは、台車が走行することにより変化した周囲画像を撮影し、その画像からエッジ検出により通路の認識を行い、その情報をもとに、刻々と入力されるさらに変化した周囲画像の認識を行うことを繰り返す手法である。

7. 動画でのエッジ検出実験

5章において静止画でのエッジ検出実験を行い、エッジに収束することを確認したが、走行により動画となる場合は、周囲情報の変化により認識がより困難になる。ここでは動画像列に対して前節で述べた提案手法の有効性を確認

図 18 リアルタイム遺伝的認識
Fig. 18. Real-time evolutionary recognition

図 19 視覚センサを持つ台車
Fig. 19. Manipulator with vision system

する。1 回ごとに新しい画像を取り込むことで探索画像が変化し、二度と同じ画像を使うことはない。画像は Fig.19 に示すような、視覚センサを装備した台車より取り込まれ、今回の実験で用いた画像は、30[m] を速度 1[m/s] で走行中の動画である。GA 一世代の計算時間は 50ms である。また、実験は夜間に行っており、通路の中間点 (15m 地点) より手前にはノイズとして黒い箱と本を置き、中間点より奥は通路の照明を意図的に消している。また、他のノイズとして人間が通路を歩いている。各世代における個体情報を Fig.20 に示す。この結果より、通路前半は、走行に応じて出現する様々なノイズ (本、黒い箱) や、廊下に写る鏡面反射などの変化に対しても誤認せず、さらに、通路後半は徐々に光環境が暗くなっているにも関わらず、各世代でエッジを認識していることがわかる。これは画像情報の変化に GA の進化がよく追従しているためである。本実験は言い換えれば、環境の変化速度と GA 進化速度の両者の競争であり、GA の探索が勝っているためにリアルタイムな認識を実現していることが言える。

8. 結 言

本報では、移動車両が自律走行を可能とするビジュアルナビゲーションシステムを構築するための基礎として、屋内の通路環境認識に重点を置き、生画像と GA を用いた対象物のリアルタイム認識法を提案した。生画像はフィルタ処理された二値化画像に比べ細かな多くの情報を持ち、対象物とノイズの区別を可能にする。また、ノイズを除去で

図 20 動画認識
Fig. 20. Recognition of moving image

きる面-帯モデルを用いたモデルフィルタは、生画像中の対象物の形状認識と位置/姿勢検出を非線型関数の最大値探索問題に置きかえる。さらに探索モデルを面と帯より構成することでモデルフィルタは、積分型フィルタと微分型フィルタの特徴を合わせ持つことができ、この特徴によって認識対象物以外のすべての画像内物体のフィルタ出力を下げるができることを示した。本報では、その探索にGAを適用することで、画像全体をフィルタ処理せずに、部分的な評価により最適解を探し出す対象物検出手法を提案した。提案手法をノイズや光環境変化に対するロバスト性に重点を置き、生画像を用いた認識実験を行った結果、本手法を用いた対象物認識法は、光環境の変化及びノイズに強い検出が可能であることを示した。

(平成11年12月17日受付, 同12年02月28日再受付)

文 献

- (1) 佐藤 徹也, 斎藤 英雄, 小沢 慎治, 小松 雅俊, 小林 彰, 佐藤 元久: "走行車両ナンバープレート画像のブレ補正", 電学論, Vol.117-C, no.6, pp.777-784, 1997
- (2) 竹村 淳, 伊東 正安: "医用超音波画像における生体組織領域の特徴と境界の抽出", 電学論, Vol.117-C, no.6, pp.753-758, 1997
- (3) 横尾 裕規, 萩尾 将文: "遺伝的アルゴリズムを用いた自然画像からの複数領域抽出", 電学論, Vol.117-C, no.9, pp.1245-1252, 1997
- (4) 玉木 徹, 山村 毅, 大西 昇: "画像系列からの人物領域の抽出", 電学論, Vol.119-C, no.1, pp.37-43, 1999
- (5) 滝沢 穂高, 白井 良明, 三浦 純: "注視・ズームを用いた自律移動ロボットのための3Dシーン記述の選択的精密化", 日本ロボット学会誌, Vol.13, no.7, pp.963-970, 1995
- (6) 中澤 和夫: "自律走行車", ロボットの研究地図特集, 日本ロボット学会誌, Vol.14, no.3, pp.357, 1996
- (7) 安居院 猛, 長尾 智晴: "画像の処理と認識", 昭見堂, 1992
- (8) M.Minami, J.Agbanhan and T.Asakura: "GA-pattern matching-based manipulator control system for real-time visual servoing", Advanced Robotics, Vol.12, No.7, pp.711-734, 1999
- (9) M.Minami, J.Agbanhan and T.Asakura: "Manipulator visual servoing and tracking of fish using a genetic algorithm", An International Journal of Industrial Robot, Vol.26, No.4, pp.278-289, 1999
- (10) ジュリアン・アグバーン, 見浪 護, 朝倉 俊行, 青柳 祐治: "GAを用いたビジュアルサーボイング", 第40回 自動制御連合講演会 (1996)
- (11) 安居院 猛, 長尾 智晴: "ジェネティックアルゴリズム", pp.53-81, 昭見堂, 1993

見浪 護 (非会員) 1981年大阪府立大学航空工学科修士課程修了。同年(株)椿本チエイン入社。1993年金沢大学大学院自然科学研究科修了。博士(工学)。1994年福井大学工学部助教授, 現在に至る。移動マニピュレータの研究に従事。日本機械学会, 計測自動制御学会などの会員。

村田 光 (非会員) 2000年3月福井大学大学院工学研究科博士前期課程機械工学専攻修了。同年 松下精工(株)入社, 現在に至る。在学中、ビジュアルサーボイングの研究に従事。

Julien Agbanhan (非会員) He received the "DUT" in Mechanical Engineering (University Diploma of Technology), from INSET (Higher Education National Institute for Technical Training) Cote D'Ivoire, in 1987, the "CAP/PETP" in Mechanical Engineering (Certified Teacher's Diploma for Technical and Vocational Training), from IPNETP (National Pedagogic Institute for Technical and Vocational Training) Cote D'Ivoire, in 1990, and the Master of Engineering degree in mechanical engineering from Fukui University, Japan, in 1998. He is currently a Ph.D. student in System Design Engineering, Mechanical and Energy Systems, at the Graduate School of Engineering, Fukui University, Japan. His current research interests are in the field of intelligent robotics using vision and Genetic Algorithms. Mr. Agbanhan is a member of IEEE (USA) and SICE (Japan).

鈴木 秀和 (非会員) 2000年3月福井大学工学部機械工学科卒業。同年同大学大学院工学研究科博士前期課程機械工学専攻入学, 現在に至る。GA, 画像処理の研究に従事。日本ロボット学会, 計測自動制御学会の学生会員。

朝倉 俊行 (非会員) 1964年3月京都工芸繊維大学卒業。同年4月京都工芸繊維大学工学部生産機械工学科助手。1982年福井大学工学部機械工学科講師。助教授を経て, 1991年福井大学教授(機械工学科)となり現在に至る。工学博士(京都大学)。制御システムの解析と設計, 計測工学の研究に従事。日本機械学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会および米国IEEEの会員。