注視 GA ビジュアルサーボを用いたロボットによる魚の捕獲*

見 浪 護^{*1}, 鈴木 秀 和^{*2}, Julien AGBANHAN^{*3}

Fish Catching by Robot Using Gazing GA Visual Servoing

Mamoru MINAMI^{*4}, Hidekazu SUZUKI and Julien AGBANHAN^{**} Faculty of Engineering, Fukui University, 3-9-1 Bunkyo, Fukui-shi, Fukui, 910-0017 Japan

This paper presents a new method of scene recognition for manipulator real-time visual servoing, which utilizes a hybrid genetic algorithm (GA) in combination with a model shaping a target of known shape, and the unprocessed gray-scale image of a scene. The scene recognition method presented here is concerned with the simultaneous recognition of the shape and detection of the position and orientation in the two-dimensional raw-image, of a three-dimensional target being imaged. The proposed hybrid GA employs the "global" search feature of a two-point crossover of a GA, to search a target, together with a GA-based "local" search that focuses on the target of interest found so far, in order to detect accurate target's position in a short time by intensive searching. In order to appraise the proposed hybrid GA recognition method, experiments to pick up a natural fish swimming in a pool by hand net of a robot manipulator by using the visual servoing, have been conducted to show the performances with respect to recognition accuracy in time response and the real-time feature.

Key Words: Model-Based Matching, Gazing GA Recognition, Visual Servoing

1. 結 言

画像の中から、目的とする対象物を選択的に認識するとともにその位置/姿勢を短い時間で計測し、ロボットのフィードバック情報として用いる運動制御はビジュアルサーボと呼ばれており、その視覚システムとして CCD カメラが広く用いられている。ビジュアルサーボは、運動中の対象物体の形状認識、位置/姿勢を計測する動画処理及びロボットの運動制御という複数の技術的課題を含んでいる。運動中の対象物に対して何らかの作業を行うことが可能となるため、ロボットの応用範囲を広げる技術的課題である。本報では、遺伝的アルゴリズム (GA) の大域探索能力に局所探索能力を併用することで画像の注目点周辺を選択的に評価する“注視”による新しい動画認識方法を提案する。ここで“認識”とはカメラ座標の二次元画像空間内に射影された対象物の形状認識と位置/姿勢計測の同時実現を意味する。さらに提案手法の有効性を確認するために、提案手法をロボットのビジュアルサーボに適用し、ロボットによる泳ぐ魚の捕獲実験を行う。

ロボットが画像中の対象物を認識するためには人間と同様に何らかの判定基準が必要であり、人間はこれを経験により知識として保持している。認識のための知識には、形状、色、質感、重さなどが考えられるが、ここでは形状知識に基づいて認識を行う Model-based Matching^{(1),(2)}を用いる。そのモデルとして積分特性と微分特性を併せ持つ面-帯モデルを用いることで照度変化に対してロバストな認識を実現することができることを、著者らは確認している^{(3),(4)}。ビジュアルサーボを実現するためには、動画像に対する認識⁽⁵⁾が必要であり認識に要する計算処理がリアルタイム (33[ms]以下)に行われることが重要である。物体の位置/姿勢認識問題に対する解決手法を議論した従来の研究として、一般化ハフ変換法を用いた報告⁽⁶⁾や位相限定フーリエ・メルン変換法⁽⁷⁾を用いた報告がある。しかし、これらは静止画像に対する認識を議論したものであり、動画像認識に対する適用は議論されていない。また、動画像に対する適用を議論した研究としては、SNAKE⁽⁸⁾を用いた報告があるが、認識処理時間については記述されていない。さらに、二値化処理の後に形状認識を行う方法は、数回の予備処理を必要とするため計算量が多くなる。例えば、顔の認識⁽⁹⁾、SNAKEを用いた人物の認識⁽¹⁰⁾では110秒、90秒を費やして

* 原稿受付 2001年5月21日。

^{*1} 正員、福井大学工学部 (〒910-0017 福井市文京 3-9-1)。^{*2} 学生員、福井大学大学院。^{*3} CCS(株)。

E-mail: minami@scmc.mech.fukui-u.ac.jp

いる。

計算時間を短くするために著者らは、入力されたグレースケール画像（ここでは生画像と呼ぶ）を変換することなく直接認識すること、および GA を用いることで画像認識処理時間を短縮した⁽¹¹⁾。生画像を直接用いることは、時間短縮の利点以外にも二値化処理で発生するノイズ増幅の問題を避けることができる⁽¹²⁾。生画像を直接用いる“認識”は、適合度関数の最大値探索問題に変換され⁽³⁾、最大値を与える変数が対象物の位置/姿勢を意味する。さらにこの方法を動画像に適用するため、時間的に変化する適合度関数の最大値探索を 1-Step GA を用いて解く⁽¹¹⁾。本文に示す実験では一枚の画像の認識時間は約 12.5[ms] でありビデオレートに追従して認識を行うことができる。以上により泳ぐ魚に対するロボットハンドの水平面内のビジュアルサーボを実現した⁽¹²⁾。

動画像処理に関する従来の研究として、石川⁽¹³⁾らは 1ms で画像計測することができる並列処理型動画像計測システムを製作し、バウンドするボールにカメラヘッドの視線をサーボイングすることに成功している。また井上^{(14),(15)}、金出⁽¹⁶⁾らも並列処理型視覚システムを研究しておりビデオレートで認識するシステムを構築している。これらの研究は連続して入力される画像の動画像処理を並列計算ハードウェアシステムにより短時間に実行することで成功している。

これに対して本報では、認識処理時間短縮方法として一般的にソフトコンピューティングと呼ばれる遺伝的アルゴリズム（GA）を用いる方法でビデオレートでビジュアルサーボを実現する。この方法は、最大値を与える変数の求解方法として GA を用いるもので、GA は遺伝子で定義される潜在的な解が“並列的”に最適解に向かって変化していくため、その進化的計算は最適化アルゴリズムとして有効であることが指摘されている^{(17),(18)}。“並列的”という言葉の意味は、従来の最適化手法である降下法、勾配法、ニュートン法では単一点の評価の連続として最適解を探索するのに対し、GA では複数の遺伝子で表される複数の点の評価に基づいて最適化を行うこと、さらに Schemata を用いて説明される Implicit Parallelism と呼ばれる概念⁽¹⁷⁾により説明される。本報では、このような GA の並列計算能力を用いることで、次に述べる動画像認識を実現する。

著者らの現在までの研究で、上で述べた 1-Step GA を用いたビジュアルサーボでは魚へのトラッキング時の追従誤差を改善する余地があるという結果を得た。また、対象物の形状知識から認識を行うため入力画像

Fig. 1 Model and camera frame

内に同種、同サイズ、同色の魚が複数存在した場合、一匹の魚をトラッキングすることができず、近くで泳ぐ数匹の魚を交互にトラッキングする“目移り”現象が発生した⁽²⁰⁾。複数の同種、同サイズ、同色の魚は個性がないため一匹を選択的に追従することは難しい。この“目移り”問題の解決手法として本報では注視 GA 探索法を提案する。この探索法は GA の最大適合度の数値にしたがって突然変異の発生方法を変えることで GA の探索範囲を制限するもので、GA が本来持っている大域的探索能力と魚周辺の部分空間を集中的に探索する局所的探索能力を組み合わせたハイブリッド型探索方法である。提案手法により認識対象物が複数存在する場合においても特定対象物の認識を続けることができ、さらにハイブリッド GA を用いて注目点周辺を集中的に探索することで、動画像中の魚の運動に対する認識の追従性能が向上することが実験的に確かめられた。以上の結果に基づきロボットによる捕獲実験を行った結果、複数の魚の中で一匹の魚をロボットハンドに取り付けた網で捕獲することができた。さらに 10 匹の魚を別の水槽に移し変える作業も可能であることを確認した。

2. 動画像に対する対象物認識法

2.1 モデルに基づく適合度関数の定義 入力された生画像の中に魚が写っているときの状態を図 1 に示す。Ω は入力画像領域を表す。画像面の輝度値の分布を、

$$p = p(r), \quad r \in \Omega \quad (1)$$

と表す。r は、カメラ座標系 Σ_C で表した画素の位置であり、p はその位置における輝度値を表す。図では魚とマッチングをとる三角形モデルを Σ_C の原点に、また移動モデル $\underline{S}$ を Ω 内に示す。Σ_C で表した $\underline{S}$ 内部の座標 $\tilde{r}$ は移動モデル原点の水平面内の位置/姿勢

Fig. 2 Searching model for fish

(a) Raw-Image

(b) Brightness

(c) $F_{ss}(\phi)$ Fig. 3 Distribution of brightness and $F_{ss}(\phi)$

$\phi = [x, y, \theta]$ と移動モデルに固定された座標系 Σ_S で表された S の形状によって定まる. さらに移動モデルの輝度値評価分布を $m(\tilde{r})$ で表すとき入力画像と移動モデル S との相関を表す関数 F は,

$$F(\phi) = \int_{r, \tilde{r} \in \Omega \cap \Sigma(\tilde{r})} p(r) \cdot m(\tilde{r}) ds \quad (2)$$

と表すことができる. ここで ds は S 内の微小面積を意味する. 上式は, 生画像 $p(r)$ と, 移動モデル S の相関の度合を座標 ϕ に写影する.

2.2 最大値探索問題への変換 $F(\phi)$ の値はモデルの輝度値評価分布 $m(\tilde{r})$ 及び生画像 $p(r)$ に依存している. 探索モデル S の位置/姿勢が, 画像 $p(r)$ 中の対象物の位置/姿勢と一致したとき $F(\phi)$ が最大値をとるモデル形状 $m(\tilde{r})$ を与えることができるとき, 生画像内の対象物体の認識とその位置/姿勢の同時検出を, F を最大にする ϕ を探索する非線形関数の最大値探索問題に変換することができる. 言い換えると, ある入力画像について考えるとき対象物の真の位置/姿勢が $\phi_p = [x_p, y_p, \theta_p]$ であり, $F(\phi_p) > F(\phi)$, $\phi_p \neq \phi$, $\phi \in \Gamma = \{x, y, \theta | x, y \in \Omega, -\pi < \theta \leq \pi\}$ を満たすモデル $m(\tilde{r})$ が与えられているとき, ϕ_p を探索する問

Fig. 4 Searching method of conventional GA

Position: x Position: y orientation: θ
 0011101 0110001 100110110
 Individual position/orientation

Fig. 5 Structure of an individual GA

題は,

$$\begin{aligned} &\text{find } \phi \text{ to maximize } F(\phi) \\ &\text{subject to } \phi \in \Gamma \end{aligned} \quad (3)$$

と表される.

魚を探索するモデルを図2に示す. ここでは内部領域 S_{ss1} の輝度値評価分布を “+1”, 帯領域 S_{ss2} のそれを “-1” と固定し, S_{ss1} と S_{ss2} を合わせて S_{ss} と呼ぶ. さらに S_{ss} 内部の座標 $\tilde{r}$ をきざみ幅 $\Delta x, \Delta y$ で分割したときそれらの評価点を $\tilde{r}_{i,j}$ と表す. このとき式(2)は, 次式となる.

$$F_{ss}(\phi) = \sum_{\tilde{r}_{i,j} \in S_{ss1}(\phi)} p(\tilde{r}_{i,j}) - \sum_{\tilde{r}_{i,j} \in S_{ss2}(\phi)} p(\tilde{r}_{i,j}) \quad (4)$$

この関数は, 画像領域の中で S_{ss1} に重なる入力画像の輝度値の合計値から, S_{ss2} のそれを差し引くことで計算される. 図3(a)に生画像を, (b)にその輝度値分布を, (c)に $\theta = \theta_p = -140^\circ$ で全画像を式(4)によりフィルタリングした $F_{ss}(\phi)$ の分布を示す. $F_{ss}(\phi)$ は対象物とモデルが一致したときに最大値を示すことがわかる. これは, $F_{ss}(\phi)$ を用いることで対象物を “認識” する問題が評価関数の最大値探索問題に置き換えられることを意味している. ここで図3(c)を求めた後に対象物を “認識” する手法は従来から行われており, 以下ではこれを求めることなく最大値を探索する. すなわち $F_{ss}(\phi)$ を GA の適合度関数として用い, 遺伝子で指示された探索空間の $F_{ss}(\phi)$ の局所値のみを用いて ϕ_p を探索する.

2.3 静画像認識 図4に GA による ϕ_p 探索方法を示す. 第 i 番目の遺伝子は, 図5に示すように

Table 1 GA Parameters

Population size	30 individuals
Selection rate	0.3
Length per individual	23 bits
Elitist model	yes

Fig. 6 Recognition by Step-GA evolution

Fig. 7 Experiment of fish recognition

2進数で表された移動モデルの位置/姿勢情報であり、 $\phi_i = (x_i^N, y_i^N, \theta_i^N)$, $(i = 1, 2, \dots, p)$ と表される。図4では、第 N 世代の各個体の遺伝子は式(4)の適合度関数 F_{ss}^N で評価され、表1に示すパラメータ設定で次世代に子孫を残す。GAの能力を引き出すためにはパラメータ設定が重要であり、ここでは予備実験により試行錯誤的に定めた。GA進化の手法として、ここではエリート保存戦略を用い最も高い適合度を与える遺伝子を保持しつつ最大値探索を行う。従って静画像認識の場合、各世代の適合度関数の最大値は世代毎に単調に大きくなり、認識対象物とモデルの位置/姿勢は一致していく。

2.4 動画認識 魚が泳いでいる動画の場合、魚の位置/姿勢は時間的に変化する、 $\phi_p(t)$ と表される。実時間で入力される動画に対して魚を認識するためには、 $\phi_p(t)$ をその変化に遅れることなくリアルタイムに検出することが必要になる。しかし、GAは進化により変数が収束した後、これを解とすることが一般

Fig. 8 Image of two fish and $F_{ss}(\phi)$

的な使用法である。すなわちGAの収束を一定時間待ち適合度関数が十分に高い値を示すとき魚の認識を完了するが、この方法ではGAが収束した時点で魚は別の場所へ移動してしまっている。このGAのリアルタイム性の問題に対し、本研究では目標物体の探索操作の終了を待たずに、探索中の位置/姿勢の遺伝子の中で最も高い適合度を与える個体の遺伝子すなわち図4において N 世代の evaluation で最もよい遺伝子 ϕ_1 をその時刻における魚に位置・姿勢として計測する。図6に概念図を示す。新しく入力された生画像に対し1世代だけGAの進化を進め最大適合度を与える遺伝子情報を最新の魚の位置・姿勢として計測する方法である。この場合静画像の認識とは異なり、適合度関数が単調に増加することは保証できない。ここでGAの処理は、遺伝子で指示された位置・姿勢 ϕ_i での関数値 $F_{ss}(\phi_i)$ を評価しているだけであるから、 $F_{ss}(\phi)$ の分布を用いていないことに注意されたい。すなわちフィルタリングを行わず、生画像を直接評価している。

上記の方法を用いて泳ぐ魚の位置・姿勢認識を行った実験結果を図7に示す。各画像は0.1[s]毎の認識結果であり、時系列で $i = 1, 2, \dots, 90$ と番号を付けている。ロボットのハンドアイ CCD カメラは鉛直下方に向けられており、水槽には水草が入っている。1回のGA進化の計算時間は DELL Optiplex GX1(CPU: Pentium II, 400MHz) で約 12.5[ms](リアルタイム画像入力ボードはサイバテック製, CT3001Rev2を用いている) である。画像サイズは 640×512 であり、 $\Delta x = 4.2, \Delta y = 5.4[mm]$ 間隔で S_{ss} 内の生画像を評価している。図7の各画像は0.5[s]間隔の最も魚にマッチングしたモデルの位置/姿勢 ϕ_1 を三角形で示している。魚の泳ぐスピードに対してGAの収束するスピードが勝っているため、三角形モデルは魚の位置・姿勢にほぼ一致している。しかし、二匹の魚を交互に認識している時刻があり、これが本報で問題としている“目移り”である。この原因は、図8(a)に示すように二匹の魚が映っている場合、 $F_{ss}(\phi)$ の分布は図8(b)のように二つの

Fig. 9 Distribution of X direction by GA

Fig. 10 Searching method of gazing control GA

ピークを持つためである。GAはある世代の遺伝子の中で最も高い $F_{ss}(\phi)$ を与える ϕ を出力するため、この“目移り”現象はGAの大域的解探索能力を示しているが、一匹の魚をビジュアルサーボで捕獲する本報の目的に対しては問題である。ここでは議論しないが動画像中に一匹の魚が存在する場合の認識はすでにトラッキング可能であることを確認している⁽¹²⁾。

3. 注視 GA 認識法

3.1 従来型 GA 探索法 従来型 GA は、淘汰、交配、突然変異などの操作により大域的探索と同時に適合度の高い遺伝子が生存することにより解周辺の局所に次第に遺伝子が集まる局所的探索を行う。従来型 GA により図 3 の魚の x 座標を探索した結果を図 9 に示す。図の横軸は世代交代回数、縦軸は X は全遺伝子の内 1, 3, 7, 10 の順位の x 座標を打点したものである。世代交代が繰り返されるにつれて、より適合度の高い対象物体を認識した遺伝子が発見されるが、全世代で x 座標全体の探索が行われていることがわかる。これは局所解に陥らないように工夫された GA の特徴であるが、この大域的探索特性によって“目移り”が発生している。

3.2 注視 GA 探索法 “目移り”問題を解決するために新しい次世代遺伝子の生成方法として、注視 GA 探索法を提案する。この探索法での次世代の遺伝

Fig. 11 Concept of gazing GA

子の生成方法を図 10 に示す。この探索法は次世代の個体全てを 1 位の個体すなわちエリートより生成する。さらに、エリートの適合度の上昇に依存して突然変異の対象となる遺伝子の範囲を、位置を表すビット列の下位ビットに限定していく。つまり、下位部分のみに突然変異を行い、上位部分をそのまま残すことで、次世代遺伝子による探索範囲をエリート遺伝子の位置/姿勢の近傍のみに制限するのである。また、適合度がしきい値に達しない場合すなわち図 11(a) の適合度が低い場合には、従来型 GA による画像全体に対する探索を行う。図で Level 1,2,3 は注視のレベルを切り替える適合度のしきい値であり、そのレベルに対応して突然変異をそれぞれの遺伝子ビット列の下位 4bit(Level1), 3bit(Level2), 2bit(Level3) に制限して行うことで 3 段階に変化させている。図 11(b) に Level 1,2,3 に対応した位置の注視範囲を示す。

姿勢に関しても位置と同様の注視を行っているが、頭と尾を逆向きに認識すること为了避免するためエリート遺伝子の姿勢に対して 180° 回転したモデルも意図的に作り、 $F_{ss}(\phi)$ を調べることで、頭尾の誤認を防いでいる。以上の操作で GA 探索は対象物の形状と位置/姿勢を正確に認識すればするほど、探索範囲を限定することになり、これにより“目移り”を起こさないうで一匹に魚を継続して認識しつづけることが可能になる。

3.3 注視 GA の性能実験 ここで従来 GA と新しく提案した注視範囲制限付 GA を用いて図 12(a)~(c) に示した 3 つの静止画像に対する認識実験を行い、そ

Fig. 15 Experiment of fish recognition using gazing control GA

Fig. 12 Input image

Fig. 13 Fitness value of step experiment

Fig. 14 Distribution of X direction by gazing GA

それぞれの性能を比較検証する。この実験は3つの画像をそれぞれ0, 80, 160世代目でステップ入力的に与えることで、収束の早さと正確性を適合度により比較したものである。この時の探索個体の数は20個体とする。図13に世代交代毎の適合度の変化を示す。また、図14は注視GAを用いた場合に各個体が示すX座標を図9と同様に示したものである。

図13より、従来GAよりも注視を適用したGAの方が適合度の立ち上がりが速く、より高い適合度を持つ個体が検出されていることがわかる。これは注視GAが対象物に収束すればするほど、より対象物近傍を探索するという特徴によるものである。この特徴によって、注視GAは従来GAに比較して位置/姿勢を短時間で探索することができることが分かる。次に従来GAによる探索結果図9と、注視GAによる探索結果図14の比較により、注視GA探索法による各順位の個体は対象物周辺を重点的に探索しており、意図した通りの性能を有していることがわかる。また、図13、図14の結果より、画像が入れ替わった瞬間には適合度が下がることにより従来型と同じく全体探索を行っていることがわかる。以上の実験結果より、提案した注視GAによる探索法は短時間で対象物探索が行われ、全体探索の性能と局所探索の性能を同時に有していることが確認できる。

3.4 注視GAによる複数対象物に対する認識実験

ここで、画像内に複数の対象物が存在する場合の認識実験を注視GAを用いて再び行う。使用する動画は2章の図7の実験で用いたものと同じものを使用する。

Fig. 17 A sequence of recognition results of moving fish using gazing control GA

Fig. 16 Experimental System

図 15 に認識結果を示す。これより、注視 GA の使用により特定の魚を追従し続けていることがわかる。また、従来 GA による認識結果図 7 と比べて姿勢の誤認識が解決されている。

4. ロボットによる魚の捕獲実験

前章までの実験で、対象物が複数存在する動画像から特定の対象物を追従して認識することが可能であることが確認された。さらに、注視 GA は従来の GA よりも短い時間で対象物を認識することができるため、リアルタイム性が重要なビジュアルサーボにとって有効であることが分かった。そこで提案する注視 GA 認識システムを実際にロボットマニピュレータのハンドアイビジュアルサーボシステムと組合せる。認識された魚の位置とアームロボットの手先位置を一致させるようにロボットを制御することで、アームロボットは水槽内を泳ぐ魚のサーボイングを行うことができる。ここで、図 16 に示すようにロボット手先に網を取りつけ水槽内を泳ぐ魚を捕獲することを考える。基本的

Fig. 18 Trajectories of fish and net

Fig. 19 X-Y Deviations between net and fish

にはサーボイングを行い、得られた魚の位置情報が網の中であるかどうかを判断し、網の中に魚が入ったときに網を上げる捕獲動作を行う。

ここで捕獲実験を行った時の各時間における画像を図 17 に示す。図 18 は認識実験における魚の位置とロボット手先の位置の軌跡であり、図 17 からわかるように魚は水槽左上からロボットに追いかけられ、12[s]後に水槽右下で捕獲されている。その間のロボット手先と認識した魚との位置偏差 ΔX , ΔY についてのグラフを図 19 に示す。このグラフよりロボットは認識され

Fig. 20 Distribution of fitness value

Fig. 21 Distribution of X direction by GA

た魚との位置偏差が小さくなるように制御され、位置偏差がゼロになったときに捕獲される。また、各時間における適合度の変化を図 20 に示し、その時 GA により与えられた x 座標の探索結果を図 21 に示す。ここで、GA1 世代の計算時間は約 12.5[ms] であり、注視 GA のしきい値は 3 段階 (level 1 ~ 3 = 0.68, 0.73, 0.78) に設定している。図 20, 図 21 より、最初に魚を正確に認識していない状態では、適合度はしきい値 (level 1) より低いため、GA は大域的に探索している。しかし、魚をより正確に認識し適合度が上昇することで注視 GA が働き、探索範囲が制限されていることがわかる。これにより図 17 のように画像内の局所に複数の魚が存在しているにも関わらず、最初に認識した魚のみを追従して認識することが可能になった。以上のように注視 GA が持つ性能により、自由に泳ぐ魚の捕獲が可能となった。

5. 結 言

動画画像内で複数の同サイズ、同色の対象物が運動している場合、対象物の数だけ適合度関数の最大値が存在するため、時間的に動く一つの対象物を認識することは多峰性の最大値の一つを実時間でトラッキングする問題となる。本報ではこのような問題に対する解決方法として注視 GA 認識法を提案し、その有効性を実画像を用いて検証した。また、本手法を実際にロボットに組み込むことで、水槽内を自由に泳ぎまわる複数の

魚のうち一匹を捕獲することに成功した。

References

- (1) G. Ao, H. Akazawa, M. Izumi, and K. Fukunaga, A Method of Model-Based Object Recognition, Japan/USA Symposium on Flexible Automation (ASME), Vol.2(1996), 905-912
- (2) R. A. Brooks, Model-Based Three-Dimensional Interpretations of Two-Dimensional Images, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-5, 2(1983), 140-150
- (3) J. Agubanh, M. Minami, and T. Asakura, GA-Model-based Object Recognition Using Real-World Gray-Scale Image, IMEKO-XV, World Congress of Int. Measurement Confederation, No.17.2.4 (1999)
- (4) 見浪・村田・ジュリアンアグバーン・鈴木秀和・朝倉俊行, 光環境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—, 電学論 C, 120-10(2000), 1475-1484
- (5) 谷内田, 動画画像処理, 日本ロボット学会誌, Vol.1, No.4(1983), 263-269
- (6) Ballard, D., H., Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes, Pattern Recognition, Vol.13, No.2, pp. 111-122 (1981)
- (7) Chen, Q., Defries, M., and Deconinck, F., Symmetric Phase-Only Matched Filtering of Fourier-Mellin Transforms for Image Registration and Recognition, IEEE Trans. PAMI, Vol.16, No.12, pp. 1156-1168 (1994)
- (8) Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D., Snakes: Active Contour Models, Int. J. of Computer Vision, pp. 321-331 (1988)
- (9) 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顔領域抽出, 電学論, 117C-9(1997), 1245-1252
- (10) 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, 119C-1(1999), 37-43
- (11) M. Minami, Julien Agubanh, and T. Asakura, GA-Pattern Matching Based Manipulator Control System for Real-Time Visual Servoing, Advanced Robotics, Int. J. of RSJ, 12-7,8(1999), 711-734
- (12) M. Minami, Julien Agubanh, and T. Asakura, Manipulator Visual Servoing and Tracking of Fish using Genetic Algorithm, Int. J. of Industrial Robot, 29-4(1999), 278-289
- (13) 石井・石川, 1ms ビジュアルフィードバックシステムのための高速対象追跡アルゴリズム, 日本ロボット学会誌, Vol.17, No.2(1999), 195-201
- (14) 井上・稲葉・森・立川, 局所相関法に基づく実時間ビジョンシステムの開発, 日本ロボット学会誌, Vol.13, No.1(1995), 134-140
- (15) 森・稲葉・井上, 複数注視点の協調に基づく動物体の視覚追跡, 日本ロボット学会誌, Vol.13, No.7(1995), 1053-1059
- (16) 金出・蚊野・木村・川村・吉田・織田, ビデオレートステレオマシンの開発, 日本ロボット学会誌, Vol.15, No.2(1997), 261-267
- (17) D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading: Addison-Wesley(1989)
- (18) Z. Michalewicz, Genetic algorithm + data structures = evolution programs. Springer-Verlag, (1994).

- (19) 坂和, 非線形システムの最適化, 森北出版 (1989)
 - (20) J. Agbanhan, M. Minami, T. Asakura, M. Hatano, Manipulator Real-Time Visual Servoing Using Gray-Scale Image And GA, 8th FAN Symposium(1998), D-107, 405-410
-