

## VRMLを用いた複数の3次元物体の検出

郡谷 宏市<sup>†</sup> 堀 慎太郎<sup>†</sup> 山内 幸治<sup>†</sup>

<sup>†</sup>北九州工業高等専門学校 制御情報工学科 〒802-0985 北九州市小倉南区志井 5-20-1

E-mail: <sup>†</sup>yamauchi@kct.ac.jp,

あらまし 本稿では、周囲環境の情報として視覚情報に着目し、それにともなった解析である画像解析についてよりよい手法を求めていくことを目的とする。画像解析の一例として、3次元物体の検出を取り上げる。遺伝的アルゴリズムを用いてテンプレートを自動的に作成し、大域的探索と局所的探索に分けて探索を行い、局所的探索の手法では、正規化相関法を導入し高精度の対象物検出手法について検討した。また、提案した手法の有効性を確認するため、3次元物体の探索実験を行い、この探索法の有効性を確認した。

キーワード テンプレートマッチング, VRML, 遺伝的アルゴリズム

## Detection of 3-D objects by VRML

Koichi GUNYAI<sup>†</sup> Shintaro HORI<sup>†</sup> and Yukiharu YAMAUCHI<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Kitakyushu National College of Technplogy 5-20-1 Shii, Kokuraminami-ku, Kitakyushu, 802-0985 Japan

E-mail: <sup>†</sup>yamauchi@kct.ac.jp

**Abstract** Two-dimensional pattern-matching problem is to find the occurrences of some given two dimensional pattern image arrays in a two-dimensional text array. In this paper, three-dimensional pattern-matching method is described for detecting some target objects. The algorithm is based on the typical template matching with Genetic Algorithms. We propose a technique that a VRML browser is employed to generate a template-model for the matching-processing. The efficiency of this technique is verified by computer simulations.

**Keyword** Template-matching, VRML, Genetic algorithms

### 1. はじめに

現在、産業界では、生産ラインや製造過程にロボットを導入することにより、生産の高速化、自動化を行い、作業効率や生産効率を上げている。また、生産だけでなくその他の分野でも、ロボットの進出は多くみられる。ロボット分野は、ロボット進出と同時に急速に発展している。それにともない、特殊な分野だけではなく、一般企業や家庭などにもロボット文化が浸透してきた。その代表が、ペットや警備、受付などで使われる自律型ロボットである。この自律型ロボットはロボット分野の中でも特に急速に発展している。

自律型ロボットの最大の特徴は、周囲の状況を把握し、それに対する行動を自己判断することにあると考えられる。そしてこの機能は、さらなる自動化を進めていく上でよりいっそうの発展が必要不可欠なものである。様々な状況に対応し、条件に応じて適当な動作を行えるようになれば、ロボットの活躍する範囲はさらに広がると考えられる。ロボットが周囲の状況に応じて自己判断することとは、ロボットが行うべき行動を選択するためには、周囲環境の情報を取得して、その情報を解析する必要がある。したがって、よりよい解析手法が開発されれば、それにともない、ロボットの認識能力が向上し、結果としてロボットの自動化、

知能化が進むと考えられる。

さて、本稿では、周囲環境の情報として視覚情報に着目し、それ解析するための手法について、3次元のテンプレートマッチング手法を提案している。画像解析の一例として、3次元物体の検出を取り上げる。遺伝的アルゴリズムを用いて[1]-[3]、その物体の任意の姿勢をとるテンプレートを自動的に作成し、大域的な探索と局所的な探索に分けて、対象物の探索を行う。局所的な探索では、正規化相関法を用いて、精度良く対象物を検出する手法について検討した。本稿では、この提案した手法により3次元物体の探索を行い、その実験結果により探索法の有効性の確認を行った。

### 2. 3次元対象物の探索手法

ここでは、指定された対象物の探索手法の流れと、探索手法で使用している特徴点の検出手法および正規化相関を用いた画像探索手法について述べる。さらに、対象物のテンプレートを作成するために用いている遺伝的アルゴリズム、また、それらを用いたテンプレートの作成法を述べる。

本稿の対象物探索手法は、2次元のテンプレートマッチングを拡張したものである。対象物のテンプレート作成のためにVRMLを用いる[4]。VRMLブラウザに、あらかじめ作成している対象物のVRMLモデルを

読み込む。このとき、遺伝的アルゴリズムの個体の遺伝情報より角度・視点などを決定する。これらの情報をパラメータとし、VRMLブラウザにより、異なる姿勢を表現する[5],[6]。このときのそれぞれの姿勢に対する画像を取得することで、複数のテンプレートを作成する(図1)。取得した複数のテンプレートに対し、相関値を求め、遺伝的アルゴリズムにより淘汰・増殖、交叉、突然変異の処理をおこない、さらに世代交代を繰り返して、相関値の高いテンプレートを取得する。

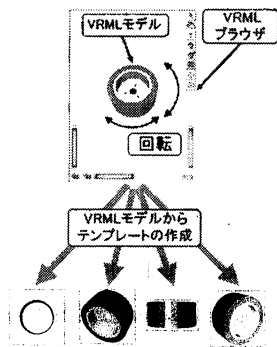


図1 テンプレートの作成

さて、信頼性のある探索法は、必然的に多くの情報を操作するために、探索画像全体を走査すると非常に多くの時間を要する。そこで探索の精度よりも高速性を重視した探索手法を用いて、対象物の概括的な位置を割り出しておき(大域的探索)、それをもとに局所的探索を行う範囲(予測探索領域)を決定する。その領域内を正確で信頼性のある探索法で探索する(局所的探索)[7]-[9]。これにより、大幅な時間の短縮をはかる。マッチングの流れを図2に示す。

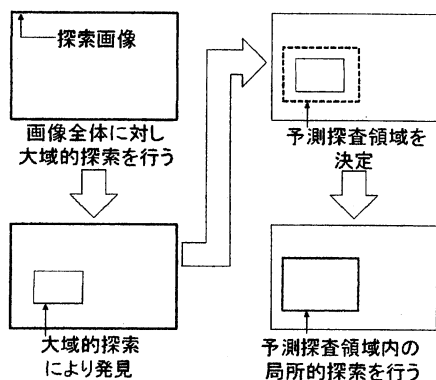


図2 探索方法

大域的探索について述べる。VRMLを用いて、探索に使用するテンプレートモデル図形を作成する。作成されたモデル図形と探索画像に画像処理をほどこし、モデル図形の特徴点を検出する。探索画像内で、モデル図形と同サイズの領域をラスタ走査しながらその領域内の特徴点がモデル図形の特徴点と類似する位置を求める。画像内の走査を完了し、もっとも類似している位置に対象物画像が存在するとみなす。このとき、マッチングしたと考えられる。図3に処理の概要を示す。

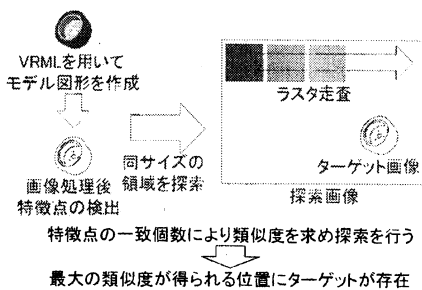


図3 処理の概要

局所的探索も大域的探索と同様に、VRMLを用いて、探索に使用するテンプレートモデル図形を作成する。さらに、大域的探索でマッチングした位置周辺に予測探索領域を確保する。作成されたモデル図形の自己相関値を取得し、さらに予測探索領域内をラスタ走査し、そのたびにモデル図形と同サイズの領域の自己相関値と、モデル図形とその領域の相互の相関値を求めることにより、2つの画像データの相関係数を求める。画像内の走査を完了し、最大の相関係数が得られる位置に対象物画像が存在するとみなす。このとき、マッチングしたと考える。図4に概要図を示す。

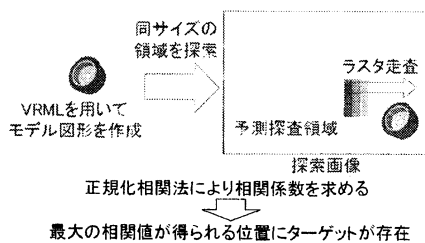


図4 マッチングの判定

### 3. 大域的探索手法

大域的探索を行う目的は、対象物の概括的な位置を把握することである。そのため、求められるものはある程度の精度を持った高速化手法である。高速化を行

う上で処理するデータの量を減らすため、大域的探索には2値化画像を用いる。

まず、テンプレート画像の特徴点を検出する。画像はもとのグレースケール画像にソーベル処理、2値化処理、ノイズ除去処理、細線化処理、を順に行ったものを使用する。このモデル画像に対して、画像の中心を原点とする  $x=0, y=0, y=-x, y=x$  の直線を考える。特徴点を各直線と点列との交点、補助特徴点を特徴点と原点との中点（白画素でない場合）と定め、モデル画像の特徴点・補助特徴点の位置と個数を検出する。特徴点と補助特徴点の検出例を図5に示す。

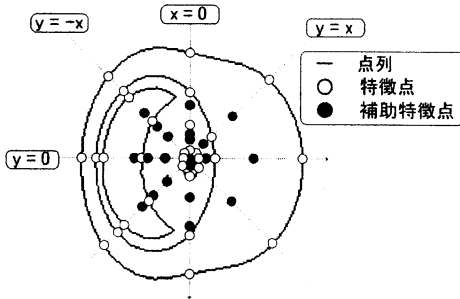


図5 特徴点の例

探索画像に対してはソーベル処理、2値化処理、ノイズ除去処理を行い、モデル図形と同サイズの領域をラスタ走査しながらモデル図形の特徴点・補助特徴点と一致する点の個数をカウントする。モデル画像の特徴点、補助特徴点の個数と一致した個数により類似度を計算する。このとき、補助特徴点よりも特徴点のほうに重みをおいて計算を行う。

探索画像に実画像を用いたとき探索画像に対し細線化を行うと、モデル画像と実画像の違いから、姿勢が類似していても特徴点や補助特徴点が重ならない。そのため、特徴点の検出には細線化を行った画像を、探索画像には線の幅がある細線化を行ってない画像を用いる。

ここで計算した類似度が設定した閾値以上ならば、その領域の白画素点の数をカウントする。このときモデル画像の白画素点の個数に対し、領域内の白画素点数が少ない場合は対象物がその場所には存在しないと判断する。また、領域を4分割したとき、白画素点数が存在しない領域が2つ以上あるときも対象物がその場所には存在しないと判断する（図6）。

これらは、特徴点や補助特徴点の位置が、特徴の類似した領域（たとえば、物体が密集して白画素点が集めた領域など）に一致したことに対する回避処置である。白画素点が多い場合を考えないのは、実画像で

背景などがあつた場合、その周辺は白画素が多くなるのが考えられるためである。

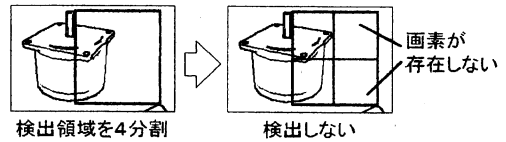


図6 4分割検出

#### 4. 局所的探索手法

大域的探索では対象物が存在すると推定される領域を決定した。この位置情報から、局所的探索を行う範囲を定める。範囲は、大域的探索でマッチングした領域を周囲に拡大することで決定する。このとき、単に領域を拡大すると精度よくに対象物を捕らえにくい。そこで、大域的探索で得られた領域の中で、白画素点の数が集中している方向に対象物がずれていると考える。領域を上下、また左右に2分割し、上下・左右の白画素点数の割合を求める。その割合に応じて、上下・左右に探索領域を拡大する。予測探索領域の決定についての概略を図7に示す。

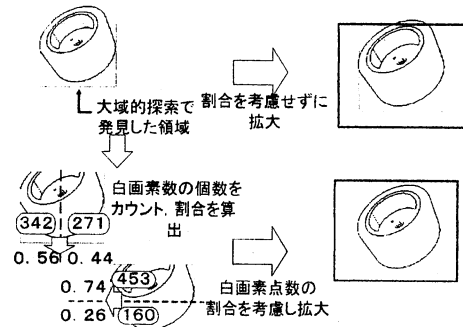


図7 予測探索領域

大域的探索法では、高速化のために2値化画像を利用した。しかし、2値化画像では対象物と背景を区別する閾値の設定が困難なことや、情報量の少なきのために正確な探索が行えるとはいえない。そこで、256階調のグレースケール画像を使用することにより、なだらかな濃淡の変化や複雑な対象物も取り扱うことが可能になる。

グレースケール画像は2値化画像に比べ、単純に情報量が増えるため、処理にかかる時間は大幅に増加する。しかし、より精度や信頼性の高い探索結果を得ることができる。情報量が多大に増加する分だけ相関値の計算処理量が膨大になる。したがって、高速に計算できるハードウェアやソフトウェアが求められる。

局所的探索には画像データ間の類似性を求める方法として、正規化相関法を用いる。正規化相関とは、画像の相互の関係を演算する情報処理手法であり、正規化相関法で求められた値を正規化相関係数という。正の正規化相関係数が得られれば濃度は同じ傾向、すなわち似ていると判断し、負の正規化相関係数が得られれば濃度が逆の傾向、すなわち正反対の濃度であると判断する。

### 5. 実験と考察

前述した探索手法の有効性を確認するために、合成画像と実画像による探索実験を行った。合成画像は、数個のVRMLモデルを配置した画像であり、実画像は実際に撮影した実画像を用いる。いずれの画像も画像内に、探索対象物を含んでいる。

ここでは、探索対象物をタイヤとし、対象物以外の物体として、合成画像にはモータ・人・三角柱を、実画像にはモータとビニールテープを配置した。また、前提条件として以下の3つを定める。

- (1) 物体間に重なりがなく、物体の全容が画面内に収まっている。
- (2) 探索画像内の対象物とVRML画像との比率はほぼ等倍である。
- (3) 背景に模様がない。

実験に使用する画像を図8に示す。探索実験は、前述した大域的探索のみ、局所的探索のみ、大域・局所探索を組み合わせたものの3つの探索法で行う。

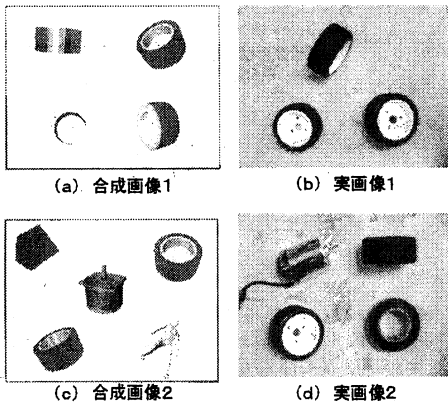


図8 実験の画像

#### 5.1. 局所的探索実験

局所的探索実験で使用する正規化相関法は、大域・局所探索において、最終的な検出を行う方法である。したがって、正規化相関法単独の使用で対象物の検出の有効性を判断する実験と位置づけることもできる。実験の条件は、正規化相関法のみを使用して探索を行った。数回行った実験の測定値の平均を表1に示す。

また、各画像に対する探索結果の一例を図9に示す。

表1 局所的探索実験結果

	合成画像 1	実画像 1	合成画像 2	実画像 2
世代交代数	0	0	0	0
探索時間 [秒]	219.62	228.37	231.41	230.48
検出数[検出数/ ターゲット数]	4 / 4	2 / 3	2 / 2	2 / 2
誤認数	0	0.33	2	1
処理時間/個数 [秒]	4.39	4.57	4.63	4.61

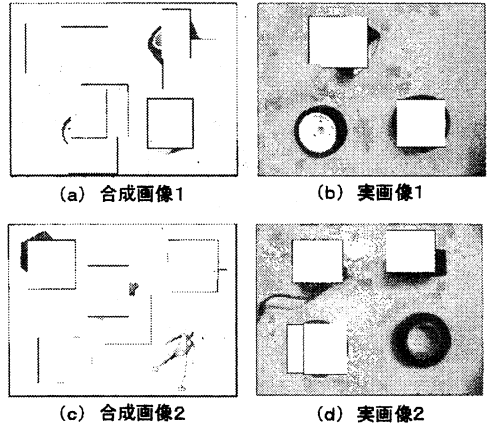


図9 探索結果

表1からわかるとおり、すべての画像において、配置した対象物を高い確率で検出している。このことから、この手法において対象物の照合認識が可能であるといえる。しかし、合成画像2や実画像2のように対象物以外の物体を配置した場合、その物体も誤って検出している。特に合成画像2においては、数回行った実験で、左上に配置した三角柱と中央に配置したステッピングモータを誤認検出した。この手法での正規化相関法は、テンプレートが黒画素でない部分の相関値をとっているため、物体の形状を考慮していない。図10のように、モデル図形の形の部分のみの相関である。三角柱やステッピングモータは一部の色の濃淡がタイヤと似ているために、誤認検出されたと考えられる。

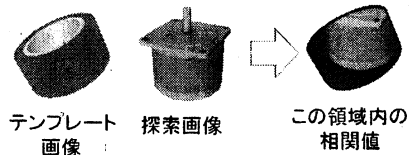


図10 誤認検出

### 5.2. 大域的探索実験

この実験で使用する特徴点・補助特徴点探索は、大域・局所探索において、局所的探索を行う前の前処理的な探索であると同時に、探索の終了判定を行う探索である。したがって、特徴点・補助特徴点探索で対象物の位置把握の可能性を評価するものであり、適切な終了判定の可否をも判断するものである。実験は、特徴点・補助特徴点探索のみを使用して探索を行った。数回の試行した測定値の平均を表2に示す。また、各画像に対する探索結果を図11に示す。

表2 大域的探索実験結果

	合成画像 1	実画像 1	合成画像 2	実画像 2
世代交代数	2.33	0.33	1	3
探索時間 [秒]	130.67	60.07	92.96	186
検出数[検出数/ ターゲット数]	3.33 / 4	2.33 / 3	1 / 2	1 / 2
誤認数	0	0	1.33	2
処理時間/個数 [秒]	0.73	0.90	0.93	0.93

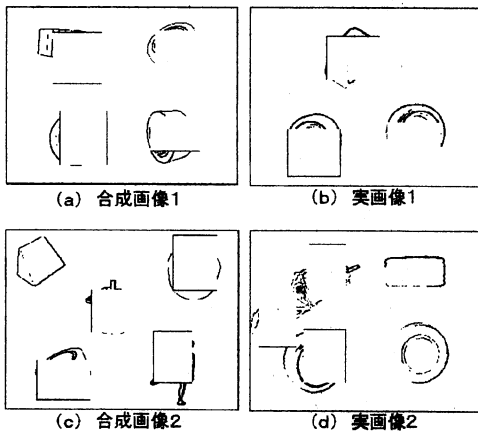


図11 大域的探索の結果

表2の検出数では、対象物以外の物体を配置した画像では対象物の検出率が悪くなっている。しかし、合成画像と実画像で比較した場合、検出率に大きな違いはない。また、同じ画像で数回行った実験の検出画像をみると、検出されない対象物は同じであった(図12)。そこで、探索を行った各画像において、対象物が検出されなかったものに注目すると、検出されない対象物はすべて似た姿勢をとっていることが分かる(図13)。これらの姿勢に共通することは、どれもタイヤが横を向いており、正面のときに比べて白画素点数が少ない

ことである。白画素点数が少ない場合、特徴点数が減る。特徴点の類似度は、一致点の個数ではなく、特徴点数に対する一致点の個数の割合から導くため、特徴点数が少ないと、1つの点の一致に対する重みが大きくなっていく。すなわち、数カ所の特徴点の一致・不一致が類似度に大きく影響を与えるので、白画素点数が少ない姿勢においては検出されないことがあると結論づけられる。

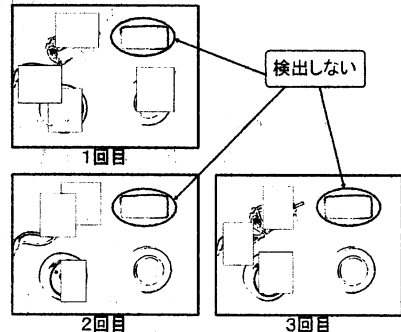


図12 検出されない対象



図13 未検出の対象の姿勢

### 5.3. 大域・局所探索実験

大域・局地探索実験では、前述のように、大域的探索と局地的探索を組み合わせを行い、対象物の正確な検出状況の評価する。実験は、大域的探索に特徴点・補助特徴点探索を、局所的探索に正規化相関法を使用して探索を行った。数回試行した測定値の平均を表3に示す。また、各画像に対する探索結果を図5.5に示す。

表3 大域・局所探索実験結果

	合成画像 1	実画像 1	合成画像 2	実画像 2
世代交代数	4	1	2.67	4
探索時間 [秒]	436.27	238.62	339.71	1829.03
検出数[検出数/ ターゲット数]	3.33 / 4	1.33 / 3	1 / 2	1 / 2
誤認数	0	0	0.33	0.33

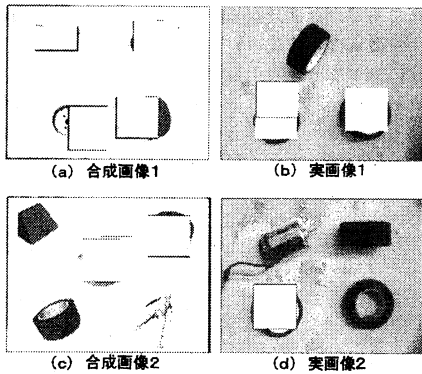


図 14 大域・局所探索の結果

この実験では、2つの手法を組み合わせるため、個体1つあたりにかかった処理時間を算出することができない。そのため実験結果としての記述はないが、大域・局所探索中の大域的探索の個体あたりの処理時間は、大域的探索実験のデータとほぼ同程度であった。また、局所的探索の個体あたりの処理時間は、予測探索領域が1つの場合、約0.9秒であった。これは、画面全体を探索した局所的探索に比べ、1/5の処理時間である。全体としての探索時間は増加しているが、画面全体を探索した場合に比べ単位時間あたりに行う処理個数が増加し、精度が上昇していると考えられる。実験結果である図14では、探索が成功した例をあげた。しかしながら、図15に示すように探索が成功しないこともある。図15で検出されていない対象物は、大域的探索では確実に検出を行っていた姿勢である。局所的探索で検出できない場合、その領域を再び探索することはないので、局所的探索で検出することができなかったことが未検出の原因であると考えられる。

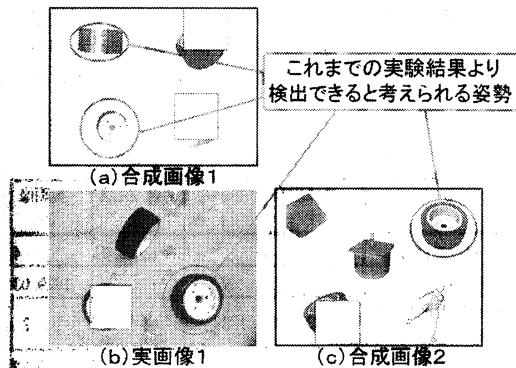


図 15 検出可能な姿勢

## 6. おわりに

局所的探索実験の結果より、正規化相関法はモデル画像と実画像間でも有効な手法であり、本稿で提案した手法を利用すれば3次元物体の検出においても有効な手法であることが示された。しかし、誤認検出を行う場合もあり、正規化相関法の前に行う大域的探索において、形状を考慮した手法が必要となる。大域的探索実験では、本稿で提案した特徴点・補助特徴点探索は概括的な対象物の位置把握を行えることが示された。また、形状を考慮した探索であるため、特徴点・補助特徴点探索の後に正規化相関法を用いると精度良く検出ができる。しかし、姿勢やモデル画像との相違により検出できないことがあり、今後十分検討を行っていく必要がある。この2つの探索法を組み合わせで行った、大域・局所探索実験では、本稿で新たに試みた大域・局所探索法は3次元物体の検出が精度良く行えることを示すことができた。また、合成画像・実画像においても有効であり、画像内に姿勢の異なる同一物体が存在した場合、複数の検出が可能であることも示された。しかし、対象物の未検出や誤認検出が存在するため、今後改善が必要である。

正規化相関法については、大域・局所探索実験では局所的探索実験よりも探索終了までに時間がかかったが、予測探索領域内のみ正規化相関法を用いることで、処理時間の大幅な短縮を行うことができ、単位時間あたりに行うことのできる処理回数が増加した。その結果、正規化相関のみを行うよりも検出精度が向上した。現在、遺伝的アルゴリズムのパラメータや新たな手法の採用など多くの点を検討している。

## 文 献

- [1] 長尾, 安居院, 長橋, "遺伝的手法を用いた2値図形のパターン・マッチング", 信学論, D-II, Vol. J76-D-II, No.3, pp.557-565, 1999.
- [2] 長尾, "遺伝的アルゴリズムを用いたステレオ画像中の3次元物体の位置決定", 日本印刷学会誌, Vol.34, No.5, pp.18-24, 1999.
- [3] 原, 長尾, "遺伝的アルゴリズムを用いた画像中の任意方向を向いた顔の候補領域の抽出", 日本印刷学会誌, Vol.36, No.1, pp.42-49, 1999.
- [4] 碩, "WWWでの3D表現を実現するVRML", Interface, CQ出版, No.3, pp.134-145, 1996.
- [5] 萩原, 山内, "モデル画像を用いた対象物の3次元探索手法", SICE2000, 308A-2, 2000.
- [6] 中村, 山内, "3次元テンプレートをを用いた実環境内の探索手法", SICE2001中国, pp.40-41, 2001.
- [7] 光永, 山内, "実画像を用いた複数の3次元物体の検出と照合", SICE2004中国, pp.88-89, 2004.
- [8] 堀, 山内, "ぼかした画像を利用したテンプレートマッチングによる対象物の検出と照合", SICE2004中国, pp.94-95, 2004.
- [9] 郡谷, 山内, "実画像を用いた複数の3次元物体の検出", SICE2005中国, pp.102-103, 2005.