

汎用 3D-2D レジストレーション手法とその応用例

喜多泰代† Dale L. Wilson‡ J. Alison Noble‡ 喜多伸之†

†電子技術総合研究所 知能システム部

‡Dept. of Engineering Science, University of Oxford

複雑な3次元自由形状剛体の位置・姿勢を、その2次元投影図から高速に算出する一手法を提案する。前提条件として、対象の3次元モデルとその位置・姿勢に関する大まかな初期推定が与えられるとする。我々は、論文[1]において頭部血管3次元モデルをその投影X線像に実時間で位置合せする手法の提案を行った。本研究では、この手法をより汎用的に次の2点の拡張を行う。まず、ワールド座標系における任意個の観測カメラ座標系を明確に記述することにより3D-2D点対応から3次元モデルの適切な移動を算出する式を一般化する。第2に、モデルと観測画像間の対応特徴として遮蔽輪郭線を利用する。観測画像上の遮蔽輪郭に対応する3次元モデル上の点を高速に得るために、OpenGLに代表されるようなグラフィックスシステムが算出する奥行き画像(各画素に対象までの距離が記述された画像)を効果的に利用する。これら拡張による汎用性の向上を、1) 複数X線像を用いた3次元血管モデルの位置・姿勢決め、2) アクティブカメラの位置・姿勢に関するビジュアルフィードバックの実験で示す。

キーワード：3D-2D レジストレーション、自由形状剛体位置・姿勢検出。

A quick 3D-2D registration method for a wide-range of applications

Yasuyo Kita† Dale L. Wilson‡ J. Alison Noble‡ Nobuyuki Kita†

†INTELLIGENT SYSTEMS DIVISION, ELECTROTECHNICAL LABORATORY

‡DEPT. OF ENGINEERING SCIENCE, UNIVERSITY OF OXFORD

A method for quick determination of the position and pose of a 3D free-form object with respect to its 2D projective image(s) is proposed. It is a precondition of the method that a 3D model of the object and an initial estimation of the state are given. In [1], we have proposed a 3D-2D registration method for the real-time registration of a 3D model of a cerebral vessel tree to a X-ray image of the vessel. The method is robust and fully automated from raw input image to the final result. In this paper, we extend this method to meet more general purpose. First, the formulas for obtaining the 3D model transformation from 3D-2D point pairs are generalized by describing camera coordinates independently from world coordinates. The second generalization is to use the occluding contour instead of the skeleton as the feature for matching. To quickly obtain the 3D model points corresponding to the occluding contours in an observed image, we efficiently use the depth image supplied by a 3D graphics system like OpenGL. The applicability improvements are shown using two applications: 1) position and pose estimation of a 3D vessel model using multiple views, 2) visual feedback on the position and pose of an active camera head.

Key words: 3D-2D registration, position and pose estimation.

1. はじめに

3次元物体の位置・姿勢をその投影画像から決定する課題は、コンピュータビジョン研究に於ける基本的で重要な一課題である。そのアプローチは大きく、1) 画像ベースドと2) 特徴ベースドに分類できる。前者は、3次元モデルから予測投影像を作成し、画像レベルで観測画像との類似性が最大となる位置・姿勢を求める。固有空間を用いた効果的な探索空間の圧縮[2]などにより高速化が進んだが、複雑なシーンのすべての見え方の算出にはやはり時間がかかる上、あらかじめ考慮していない画像の変化に対処できないという短所がある。

後者は、観測画像から特徴(エッジやコーナーなど)の抽出を行い、3次元モデル上の特徴との対応を求めて、この関係を満たす3次元モデルの適切な位置・姿勢を算出する。対象が明らかな特徴点を持ち3D-2Dの対応点ペアが容易に得られる場合には、対象の位置・姿勢は高速に算出できる[3]。しかし、一般には、基本となる頑健な特徴抽出、その後のモデル特徴点との対応付けが現実的に難しいことが多い。特に、対象が自由形状物体の場合、観測画像とモデル間での特徴対応が非常に難しい。

対象の位置・姿勢に関してあらかじめ大まかな予測が与えられる場合には、観測点と予測点との近さを基準として仮対応点ペアを決め、これを用いて正しい位置・姿勢に徐々にモデルを近づけていくのが効果的な戦略である[4]。この戦略を用いた3D-2Dレジストレーション手法が2次元観測点と3次元モデルの投影点との距離[5]や、2次元観測点への投影線と3次元モデル点との距離[6][7]を対応付の基準として用いて、提案されている。しかし、3次元モデル上の点と2次元画像上の点の対応を求める前に、モデル上の点に対応する点が観測画像より頑健に抽出されている必要がやはり存在し、この特徴抽出部が処理のネックとなる。実際に、自由形状を対象として扱っている研究[6][5]では、実画像を用いた実験では特徴抽出部をマニュアルで抽出しており、入力画像からのトータルな処理時間はどのくらいかかるかは明らかでない。画像入力から通して高速で頑健な手法を実現するために、我々は全般的な処理をモデル駆動型に矛盾なく連結して処理する手法[1]を提案した。図1に、その処理の流れを示す。図1bは、図1aにその3次元モデルを示す頭部血管の右内頸動脈に造影剤を注入して撮影されたX線像である。その際の撮影角度はX線装置の目盛りによって既知であるがこれは±20度以下ほどの回転誤差を含む。したがって、この数値に基づき3次元モデルから算出

される投影像は図1bの白い点に示されるようになれる。ここで、3次元モデルは血管モデルの中心線から等間隔で抽出した代表点で表されている。この投影像を観測画像上で2次元的に平行移動して、暗い陰影(血管候補領域)に最も重なるように移動する(図1cの黒い点)。画像上の対応特徴、ここでは2次元血管の中心線をこの投影像の近傍でモデル駆動型処理により抽出する(図1cの白い線)。ただし、次に続くテリトリベースド3D-2Dマッチング処理の特性により、抽出すべき特徴が多少欠けても構わない。テリトリベースド3D-2Dマッチングは、モデルの投影形状に基づき算出される不等方性の探索領域を用い、図2に示すように、観測画像上にその対応特徴が抽出されていないモデル点を対応点ペアから効果的に取り除くことができる。最後に、こうして得られる高正解率の対応ペアを活かして、モデルのより正しい位置・姿勢が線型演算により高速に算出される[3]。対応ペアが厳密に正しいものではないことと、回転行列の線形化を行っていることにより、正しい位置・姿勢は1回の演算では算出されないが、3D-2Dマッチングとそれにに基づくモデルの移動を繰り返し処理することにより収束する。

この手法は、血管の3次元モデルをその投影像に位置合わせするのに、大変有効であった。しかし、次の2つの点がこの手法をより一般的な状況に適用するのを妨げていた。

- 1) カメラ座標系とワールド座標系の関係が明示的に取り扱われていない。
- 2) 対応特徴として中心線を使っていたため、対象が管状物体に限られる。

本研究報告では、この2点に関して手法を一般化する。まず、カメラ座標系をワールド座標系の中で明示的に表現し、3D-2D 対応点ペアからモデルの3次元位置・姿勢を算出するための式をより一般的な形に整理する。これにより、複数の観測画像情報の統合や動くカメラ座標系の取り扱いも簡潔に行えるようになる。次に、より一般的な形状の対象に適用するため、観測画像上の遮蔽輪郭をモデルとの対応特徴として用いるようにする。観測画像上の遮蔽輪郭に対応するモデル表面上の3次元曲線である輪郭生成曲線を高速に算出するために、OpenGLなどに代表されるグラフィックスシステムを手法に取り込み、それが供給する予測シーンの奥行き画像(各画素に対象までの距離が記述された画像)を効果的に利用する。以下、各処理の詳細を実験を含めながら述べる。

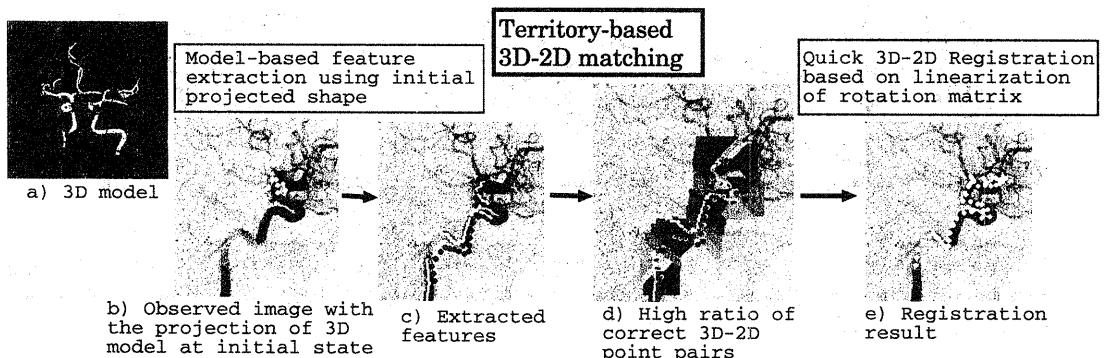


図1: 3D-2D レジストレーション手法[1]の基本手順

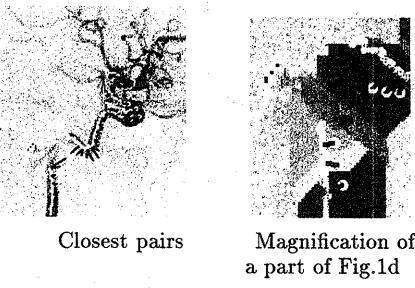


図2: テリトリベースド探索領域による、特徴抽出欠けに起因する誤ペアの除去

2. 観測カメラ座標系の一般化

今、3次元モデル点 $\mathbf{X}_i(X_i, Y_i, Z_i)^\top$ と、観測点 $\mathbf{x}_i(x_i, y_i, f)^\top$ の m 個のペアが得られているとする。この対応を用いて

$$x_i = f X'_i / Z'_i, \quad y_i = f Y'_i / Z'_i$$

$$\mathbf{X}'_i = \mathbf{R} \mathbf{X}_i + \mathbf{T}$$

の関係式を満たす3次元モデルの剛体運動、 3×3 回転行列 \mathbf{R} と平行移動ベクトル \mathbf{T} を算出して、新しい位置・姿勢を求める。過剰対応ペアを最小自乗誤差的に満足する剛体運動を高速に算出するために、我々は Heuring らの手法 [3] を用いている。これは、平行移動成分の除去と回転行列の線形化によって得た、回転だけに依存する線形の評価式、

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{q}} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n & ((\mathbf{x}_i \times \mathbf{x}_j) \cdot (q_0(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j) \\ & + 2\mathbf{q}' \times (\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j)))^2 \end{aligned} \quad (1)$$

を用い、まず回転成分だけを求める。ここで、 $\mathbf{q} = (q_0, q_1, q_2, q_3)^\top$ は4元数で、 $\mathbf{q}' = (q_1, q_2, q_3)^\top$ 。 \mathbf{q} か

ら \mathbf{R} を求めた後、平行移動成分は次の $2m$ 連立方程式を解けば求まる。

$$\frac{f(X'_i + t_x)}{Z'_i + t_z} = x_i \quad \text{and} \quad \frac{f(Y'_i + t_y)}{Z'_i + t_z} = y_i, \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{X}' = \mathbf{R}\mathbf{X}$ は得られた \mathbf{R} を用いて算出する。

これらの式を、ワールド座標系に存在する任意個数の観測カメラに対応できるように拡張する。今から、上付き文字 “c” が、原点 (X_0^c, Y_0^c, Z_0^c) 、その $x^c(y^c, z^c)$ 軸の方向余弦が $(\lambda_{x^c(y^c, z^c)}, \mu_{x^c(y^c, z^c)}, \nu_{x^c(y^c, z^c)})$ であるカメラ座標系での値を表すものとする。式(1)に関しては、ワールド座標系における \mathbf{R} は、式内のすべての値をワールド座標系で表すことにより同様に算出できる。式(2)に関しては、

$t_{x^c(y^c, z^c)}^c = F(\lambda_{x^c(y^c, z^c)}, \mu_{x^c(y^c, z^c)}, \nu_{x^c(y^c, z^c)}, t_x, t_y, t_z)$ の関係を用いて、 (t_x^c, t_y^c, t_z^c) を (t_x, t_y, t_z) を含む形に書き直せる。こうして、ワールド座標系における \mathbf{R} と \mathbf{T} を算出すれば、複数観測画像の情報を統合するのは容易であり、 n 個のカメラの観測画像を用いた一般式は次のようになる。

On rotation:

$$\min_{\mathbf{R}} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^{m(c_k)-1} \sum_{j=i+1}^{m(c_k)} (F_{c_k}(\mathbf{x}_i^{c_k} \times \mathbf{x}_j^{c_k}) \cdot \mathbf{R}(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j))^2 \quad (3)$$

ここで、 F_{c_k} は、カメラ座標系での値をワールド座標系での値に変換する関数、すなわち、 $\mathbf{X} = F_{c_k}(\mathbf{X}^c)$ である。

平行移動成分に関しては、

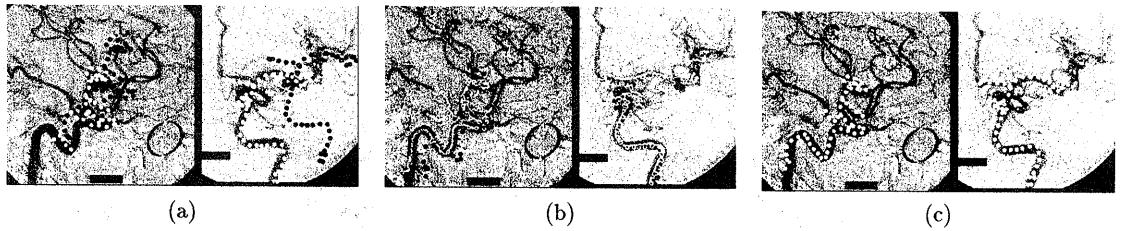


図3: 図1aの血管モデルの左脛動脈の2枚のX線画像を用いた実験: (a) 初期状態における3次元モデル投影像; (b) テリトリベースド探索領域を用いた対応付け(繰り返し処理第1回め); (c) 得られた位置・姿勢における3次元モデルの投影像

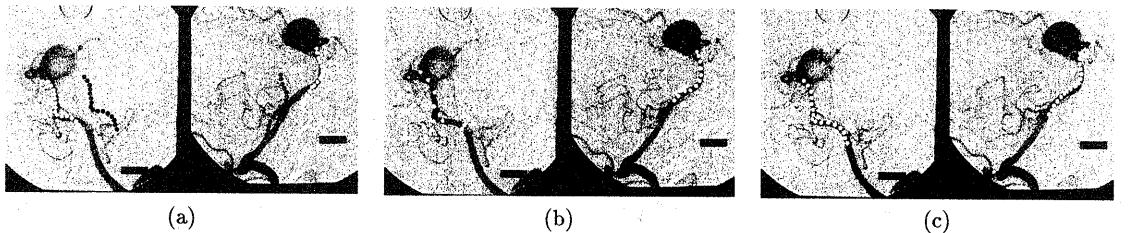


図4: 単純形状の脳動脈の2枚のX線画像を用いた実験: (a) 初期状態における3次元モデル投影像; (b) 各X線像を別々に用いた場合の結果; (c) 2枚のX線像を同時に用いた結果

On translation:

$$\begin{aligned}
 & \left[\begin{array}{l} f^{c_1} \lambda_x^{c_1} - x^{c_1} \lambda_z^{c_1} \\ f^{c_1} \lambda_y^{c_1} - y^{c_1} \lambda_z^{c_1} \\ \vdots \\ f^{c_1} \lambda_x^{c_1} - x^{c_1}_{m(c_1)} \lambda_z^{c_1} \\ f^{c_1} \lambda_y^{c_1} - y^{c_1}_{m(c_1)} \lambda_z^{c_1} \\ f^{c_2} \lambda_x^{c_2} - x^{c_2} \lambda_z^{c_2} \\ f^{c_2} \lambda_y^{c_2} - y^{c_2} \lambda_z^{c_2} \\ \vdots \end{array} \begin{array}{l} f^{c_1} \mu_x^{c_1} - x^{c_1} \mu_z^{c_1} \\ f^{c_1} \mu_y^{c_1} - y^{c_1} \mu_z^{c_1} \\ \vdots \\ f^{c_1} \mu_x^{c_1} - x^{c_1}_{m(c_1)} \mu_z^{c_1} \\ f^{c_1} \mu_y^{c_1} - y^{c_1}_{m(c_1)} \mu_z^{c_1} \\ f^{c_2} \mu_x^{c_2} - x^{c_2} \mu_z^{c_2} \\ f^{c_2} \mu_y^{c_2} - y^{c_2} \mu_z^{c_2} \\ \vdots \end{array} \begin{array}{l} f^{c_1} \nu_x^{c_1} - x^{c_1} \nu_z^{c_1} \\ f^{c_1} \nu_y^{c_1} - y^{c_1} \nu_z^{c_1} \\ \vdots \\ f^{c_1} \nu_x^{c_1} - x^{c_1}_{m(c_1)} \nu_z^{c_1} \\ f^{c_1} \nu_y^{c_1} - y^{c_1}_{m(c_1)} \nu_z^{c_1} \\ f^{c_2} \nu_x^{c_2} - x^{c_2} \nu_z^{c_2} \\ f^{c_2} \nu_y^{c_2} - y^{c_2} \nu_z^{c_2} \\ \vdots \end{array} \right] \left(\begin{array}{l} t_x \\ t_y \\ t_z \end{array} \right) \\
 & = \left[\begin{array}{l} x^{c_1} Z'^{c_1} - f^{c_1} X'^{c_1} \\ y^{c_1} Z'_1 - f^{c_1} Y'_1 \\ \vdots \\ x^{c_1}_{m(c_1)} Z'^{c_1} - f^{c_1} X'^{c_1} \\ y^{c_1}_{m(c_1)} Z'^{c_1} - f^{c_1} Y'^{c_1} \\ x^{c_2} Z'^{c_2} - f^{c_2} X'^{c_2} \\ y^{c_2} Z'_1 - f^{c_2} Y'_1 \\ \vdots \end{array} \right] \quad (4)
 \end{aligned}$$

3. 複数観測画像を用いた3次元モデルの位置・姿勢検出

上記に導出した式を用いて、2枚の観測X線画像から3次元血管モデルの位置・姿勢を検出する実験を行った。図3は、図1aの3次元血管モデルの左内頸動脈のレジストレーション結果を示す。図3a内の黒および白い点は、それぞれ初期状態、および最も暗い領域に重なるように平行移動後の3次元モデル点の投影像である。図3bには、第1回目のテリトリベースド3D-2Dマッチングによって得られたペアを

示す。テリトリベースド3D-2Dマッチングと式(3),(4)を用いたモデル移動算出処理を27回繰り返した後、3次元モデルは図3c内の白い点に示すような投影図を生じる位置・姿勢に収束した。3次元モデルの初期状態よりの移動量は、軸(0.98, -0.06, 0.19)回りに13.0度の回転移動、(19.6, 3.3, -10.1)(mm)平行移動であった。

この例では、対象が複雑な形状であるため1枚の観測画像だけからでも血管モデルの位置・姿勢を検出でき、複数枚の観測画像を用いる大きな違いはない。しかし、図4に示すように対象が単純形状の場合、複数の観測画像を用いることが非常に効果的である。図4a内の黒および白い点は、図3a同様、それぞれ初期状態、および平行移動後の3次元モデル点の投影像である。それぞれの観測画像ごとに3次元モデルの位置・姿勢を検出した結果の投影像を図4bに示す。図4bの左画像では、軸(0.63, 0.47, 0.61)の回りに63.6度回転して、大きく陰影からずれた結果となった。図4bの右画像では投影像が観測陰影に重なってはいるが、軸(0.78, -0.44, -0.43)の回りに62.5度の回転というには、初期値の回転のずれが10~20度ぐらいである実際の値から大きく外れている。一方、図4cに示す、2枚を同時に用いて位置・姿勢を算出した結果は両画像において妥当な投影を与えている。残念ながら、この実験画像に関する血

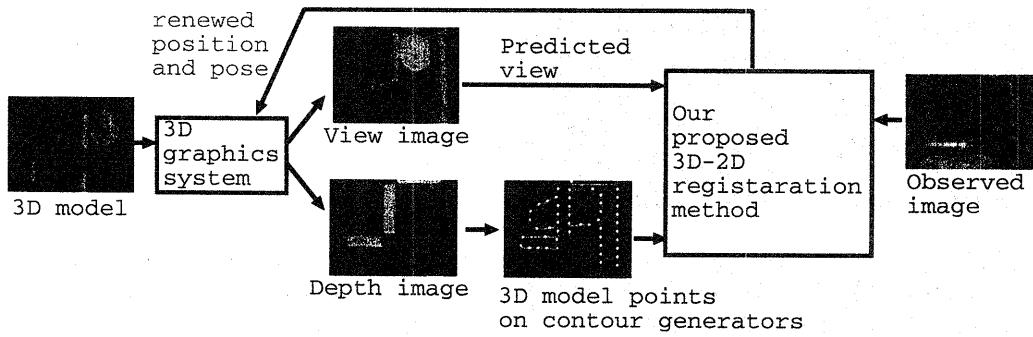


図 5: 3次元グラフィックスシステムの利用

管の正しい位置・姿勢情報は測定されていないが、軸(0.81, -0.01, 0.58)の回りに16.9度の回転という結果は正解に近い値と考えられる。

4. アクティブカメラのためのビジュアルフィードバック

カメラを取り巻く環境モデルが与えられる場合、その3次元モデルをカメラで観測した画像にレジストレーションすることで、カメラの位置・姿勢を検出することができる。この原理に基づいて、提案する3D-2Dレジストレーション手法をアクティブカメラの位置・姿勢検出のためのビジュアルフィードバックに適用する。アクティブカメラは、その制御コントロールモジュールなどから位置・姿勢を把握することは可能であるが、通常これらの値はなんらかの誤差を含む。提案手法で、この初期推定の誤差を求める。

3次元の血管モデルの例では、視線方向とは関係なくその中心線が対応特徴として利用できた。一般的には遮蔽輪郭が典型的な観測特徴であり、これに対応するモデル表面上の3次元曲線、輪郭生成曲線は視線方向によって大きく変化し、3次元モデルの位置・姿勢が変化するごとに算出し直さなければならない。複雑な3次元シーンにおいても観測特徴に対応する3次元モデル点を高速に算出するために、我々はOpenGLのような3次元グラフィックスシステムがハードウェアを用いて高速に算出するシーンの奥行き画像(各画素に対象までの距離が記述された画像)を利用する。図5に、これを3D-2Dレジストレーション手法に組み込んだ流れ図を示す。初期誤差算出のための手順は次のようになる。

- グラフィックスシステムから提供される奥行き画像の微分画像を求め、微分値の大きい点の奥

行き情報より輪郭生成曲線上の3次元モデル点を算出する。

- グラフィックスシステムから提供される予測画像を利用し、観測画像からモデル駆動型にエッジ特徴を抽出する。
- テリトリーベース探索を用い、3D-2D対応ペアを得る。
- 式(3)(4)を $n = 1$ の条件で用いて、3D-2D対応ペアから3次元モデルの移動量を算出する。
- カメラの位置・姿勢を iv) で得た移動量の逆に移動して更新する。

i) から v) までの処理を繰り返すことにより、予測画像が観測画像に収束していく、正しい位置・姿勢が得られる。

図6に合成画像を用いた実験結果を示す。図6aはカメラをとりまく世界を上から見た図で、白い丸がカメラの位置を、そこからでいる2本の線がカメラの視線と上方向を示している。図6bが観測画像であるとしよう。もし、カメラの初期位置・姿勢の推定に誤りがあれば、予測画像は観測したものとずれる。図6cは、その状態を観測画像上に予測画像を重ねて表している。図6a,c内の白い点は処理 i) で得られる、3次元モデル点を示している。図6d内の白い点は観測画像上におけるその投影位置を表す。この投影形状を、黒い線で示される観測エッジに最も重なるように、画像上で2次元的に平行移動した結果が灰色の点で示す位置である。処理 iii) では、テリトリーベース3D-2Dマッチングを用いて図6dに細い線分で示す、3次元モデル点の観測画像上の対応位置が決定される。図6e,fは処理 i) から v) を11回繰り返した後の、収束結果である。処理時間はPentium II(333MHz)マシン上で、トータルで5.8秒で

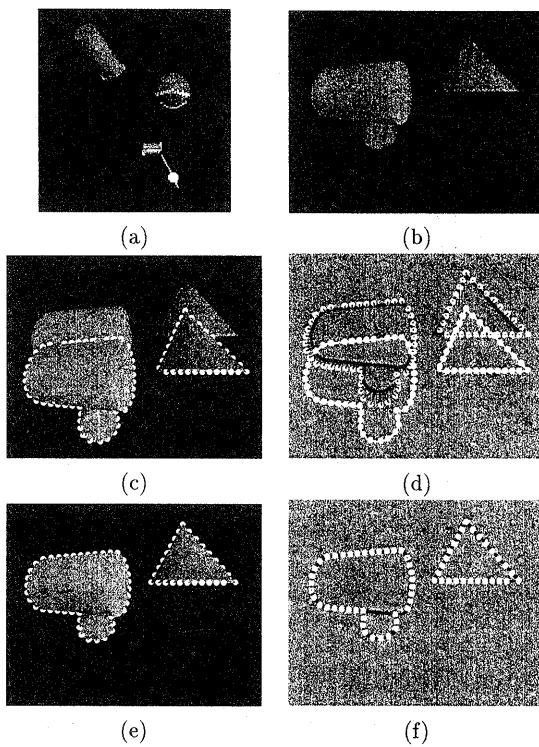


図 6: 人工データを用いたビジュアルフィードバックの実験: (a) 上から見たカメラ位置; (b) 観測画像; (c) 観測画像へのモデル投影; (d) 観測エッジ(黒い線)と3次元モデル点の投影(白が初期状態、灰色は初期平行移動後); (e) 収束後のモデル投影像; (f) 収束後の3次元モデル点の投影

あった。実際には、平行移動誤差なしの軸(0.89, 0.0, -0.45)の回りに11.5度の回転誤差であるのに対して、(-0.06, -0.13, -0.05)の平行移動誤差、軸(0.89, -0.00, -0.45)の回りに11.4度の回転誤差が検出された。平行移動誤差の大きさの目安として、手前の円柱の高さが、30.0である。

5. 許容可能な初期見積もり誤差に関する検討

提案手法を実際に適用する場合、初期推定誤差の許容限界を知ることが重要である。このことを考慮し、いくつかの視点から実験を行った。

まず、回転行列の線型化によって生じる許容回転角度の限界について検討した。初期推定の回転角度誤差が大きくなるほど線型化により生じる誤差は急激に増加するが、これは誤差10度以下でたかだか0.08

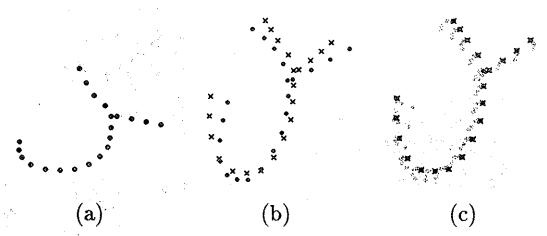


図 7: 許容初期推定誤差に関する実験 1: (a) 3次元代表点で表される自由曲線; (b) 観測画像点(×)とモデルの投影点(•); (c) 収束結果例

度以下であり[3]、処理を繰り返すと0度に収束する。図7aに示す3次元点列で表される自由曲線をモデルとして用い、正しい位置・姿勢に収束する許容回転角度を試した。図7b中の×と●はそれぞれ、観測投影画像とモデル初期位置の投影像を示す。初期位置を種々変えてみて、観測投影像を与えていたる正しい位置・姿勢に収束するかどうかを調べた。すべてのモデル点に対応する投影点を正しく与えれば、初期位置が50度ずれっていても2、3回で収束した。

次に同じデータを使い、誤った対応点ペアの許容比率について調べた。この実験では、投影画像上で距離が最小となる観測投影点を各モデル点の対応ペアとした。この実験で、正しい位置への収束は、初期姿勢の回転角度のずれの大きさよりも(正しい対応ペア数)/(全体の対応ペア数)の比率に依存することが観測された。もし、間違ったペアが50%以下であれば、回転角の大きさによらず正しい姿勢に収束する。図7cは、初期状態が正しい位置より、軸(0.0, 1.0, 0.0)回りに40度回転し、(-10.0, 20.0, 20.0)平行移動した状態(図7b)から正しく収束する過程をグレイで示している。しかし、回転軸によつては10度の回転が、50%を越す間違った対応ペアを引き起こすことがあり、その場合には正しい状態に収束しない。

どの軸回りにどの程度回転すれば、間違った対応点ペアが50%より多く含まれるかは、モデルの形状などに依存して変動する。最後に、4節に述べたアクティブヘッドへのビジュアルフィードバックの課題で、その傾向を調べてみた。図8aは観測画像とその時のカメラの正しい位置・姿勢を上から見た図を示す。初期状態の推定誤差が回転成分だけの場合には、任意の回転軸回りに20度までの回転誤差が許容された。初期状態の推定誤差が平行移動成分だけの場合には、任意の方向に、距離20までの平行移動誤差が許容された(手前の円柱の高さが30である)。初期状態の推定誤差に両者が混合して含まれる場合

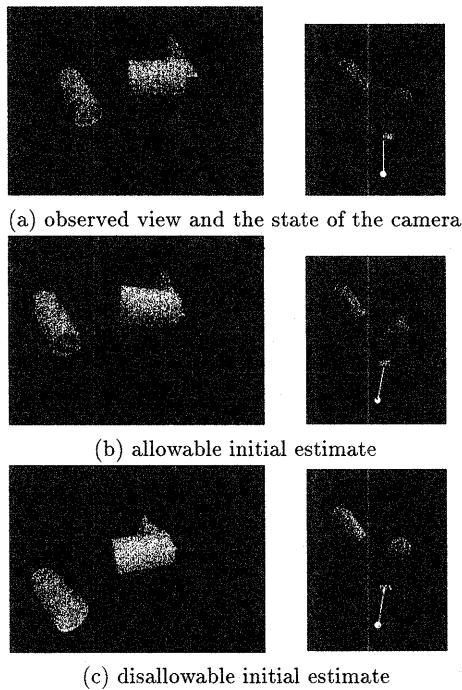


図 8: 許容初期推定誤差に関する実験 2 – ビジュアルフィードバック例

を徹底的に調べるのは難しいが、任意の回転軸まわりに 15 度以下の回転誤差で 10 以下の平行移動誤差であれば、正しく収束する傾向が見られた。図 8b、c に許容誤差内のモデル投影画像(回転誤差 15 度、平行移動誤差 8)、許容誤差外のモデル投影画像(回転誤差 18 度、平行移動誤差 10)の一例をそれぞれ示す。

6.まとめ

本研究報告では、3 次元モデルの状態の推定が ±10 度以内程度の回転誤差で与えられる状況において、観測画像を与える正しい位置・姿勢を検出する汎用的な 3D-2D レジストレーション手法を提案した。提案手法は次のような長所を持つ。

1. 対象形状を限定しない。

提案手法は、図 1 a の血管のような複雑な自由形状物体から多数の物体で構成される環境モデルまでを同一の手法で扱える。この性質は、対象を表すモデル点をパターンとして扱い、その構造情報などを必要としないテリトリベースド 3D-2D マッチングに因るところが大きい。

2. 演算の高速性。

これまでの自由形状物体を対象とする特徴ベースド 3D-2D レジストレーション手法 [6][5] は、特徴抽出部の処理と切り放して考えられてきた。提案手法は、特徴抽出部と対応付け部に次に述べるそれぞれの特性を持たせ、これらを矛盾なく結合することにより、頑健で高速なトータル自動処理を実現している。

- 1) 特徴抽出部は、モデル駆動型を行い、多少抽出すべき特徴が欠けても良いが外れエッジ (outlier) は極力抽出しない。
- 2) 特徴対応付け部は、テリトリベースド探索限界を用い、対応すべき特徴の欠けに起因して生じる誤りペアを効果的に除去する。

3. 任意の観測カメラ配置の考慮。

ワールド座標系に対して任意個のカメラ系を明示的に記述し、算出式に組み込むことにより、複数観測画像や動くカメラ系などが簡潔に扱える。

血管の 3 次元モデルの位置・姿勢検出課題においては、特に対象が単純形状の場合に複数観測画像を利用することの有効性を示した。また、3 次元環境モデルの相対的な移動を利用した、移動カメラの位置・姿勢検出が同じ戦略で実現できることを示した。本報告で示したこの課題に関する実験はまだ予備段階に過ぎないが、有望な見通しが得られたと思う。5 章で示した初期状態推定の許容誤差は、一般的なアクティブカメラヘッドに対して十分に大きな値である。カメラヘッドがステレオであれば、左右の 2 つの観測画像を用い、式 (3),(4) を $n = 2$ の条件で用いることにより、より頑健に処理を進めることができかと思われる。我々はこの手法を自立ロボットによる自動検査 [8] に応用する予定である。こうした応用においては、3D-2D レジストレーションを単にカメラの位置・姿勢に関するビジュアルフィードバックに用いるだけでなく、レジストレーション後の観測画像と予測像との差分から異常を検出することにも利用できると考えている。

＜謝辞＞ 臨床に関する助言、および実験に必要なデータをいただいた Dr J. Byrne と Dr D. Royston に感謝する。筆頭著者は、平井成興知能システム部長、築山俊史ラボリーダーはじめ視覚研究グループの人々に感謝する。

*参考文献

- [1] 喜多泰代、Dale L. Wilson、J. Alison Noble: “3 次元血管モデルの X 線画像への実

時間位置合わせ手法”, 信学論 (D-II), J83, 2000(appear).

- [2] H. Murase and S.K. Nayar: “Visual learning and recognition of 3-D objects from appearance”, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 14, pp.5–24, 1995.
- [3] J.J. Heuring and D.W. Murray: “Visual head tracking and slaving for visual telepresence”, In *Proc. of IEEE Int Conf. on Robotics and Automation*, 1996.
- [4] P. J. Besl and N. D.Mckay: “A method for registration of 3D shapes”, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.14, No.2, pp. 239–256, 1992.
- [5] J. Feldmar, G. Malandain, N. Ayache, S. Fernandez-Vidal, E. Maurincombe and Y. Trouset: “Matching 3D MR angiography data and 2D X-ray angiograms”, In *Proc. of CVRMed-MRCAS'97*, pp.129–138, 1997.
- [6] S. Lavallée, and R. Szeliski: “Recovering the position and orientation of free-form objects from image contours using 3D distance maps”, *IEEE trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.*, **17**, 4, pp. 378–390, 1995.
- [7] P. Wunsch and G. Hirzinger: “Registration of CAD-Models to Image by iterative inverse perspective matching”, In *Proc. of 13th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 78–83, 1996.
- [8] N. Kita: “Intelligent Plant Inspection by Using Foveated Active Vision Sensor”, *Proceedings of HCI International'99*, 2, 1177–1181, 1999.