

統計動態モデルを用いた人工膝関節 3次元動態計測の自動化

山崎 隆治^a, 亀井 亮吾^b, 岡田 俊之^c
菅本 一臣^d, 陳 延偉^e, 佐藤 嘉伸^f

^a 埼玉工業大学工学部情報システム学科

^b オムロンソフトウェア株式会社

^c 筑波大学医学医療系

^d 大阪大学大学院医学系研究科

^e 立命館大学情報理工学部

^f 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科

yamazaki@sit.ac.jp

Automation of 3D kinematic measurement for artificial knee implants using statistical motion model

Takaharu YAMAZAKI^a, Ryogo KAMEI^b, Toshiyuki OKADA^c,
Kazuomi SUGAMOTO^d, Yen-Wei CHEN^e and Yoshinobu SATO^f

^a Department of Information Systems, Faculty of Engineering, Saitama Institute of Technology

^b OMRON SOFTWARE Co., Ltd.

^c Faculty of Medicine, University of Tsukuba

^d Graduate School of Medicine, Osaka University

^e College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

^f Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

Abstract

Accurate 3D kinematic analysis after total knee arthroplasty (TKA) is very important for understanding the complexity of knee joint mechanics after surgery and for evaluating the outcome of surgical procedures. To achieve 3D kinematic analysis of TKA, 2D/3D registration techniques, which use X-ray fluoroscopic images and computer aided design model of the knee implants, have been applied to clinical cases. However, in previous study, spurious edges and noises from the edge detection of the implant silhouette were erased manually, and initial pose setting for each X-ray image also needed intensive manual operations. It has been a serious problem for clinical application. This study propose an automated 3D kinematic analysis method of tibial component using statistical motion model, which is created from previous 3D pose estimated data of TKA. In order to validate the proposed method, *in vivo* experiments were performed. The results showed that the estimation accuracy and stability was sufficient for clinical application (the RMS error: 1 mm, 1 degree, and automation rate: about 80 %), and the feasibility and effectiveness of the proposed method was demonstrated.

Key Words: artificial knee implants, 3D kinematic analysis, statistical motion model

1. はじめに

関節外科領域において、骨関節の3次元的な動態情報を正確かつ定量的に把握することは、様々な関節疾患の診断・治療や手術計画などを行う際に有用である。特に術後人工関節の3次元動態計測・解析は、精密な関節機能評価に加え、手術手技の評価や最適な人工関節を開発する上での基礎データとなり、臨床的に極めて重要となっている。

これまでに人工膝関節の正確な3次元動態計測・解析を実現するために、X線透視画像と設計図である人工膝関節CAD (computer aided design) モデル (Fig. 1) を用いた2D/3D画像位置合わせ(2D/3Dレジストレーション)手法が開発され、多数の研究が報告されている^{1)~7)}。われわれも、早期の段階より、同様のアプローチで3次元動態計測手法の開発・研究を行い、検討を重ねてきた。これまでに開発された多くの手法は^{1)~7)}、十分な精度で人工膝関節の生体内動態解析が行える一方で、解析の過程で、画像の輪郭抽出処理(雑音エッジの除去)や、2D/3Dレジストレーションの際の初期点推定(初期値、つまり初期のモデル位置と姿勢の設定)に多くのマニュアル作業が介在し、解析者は多大な労力を必要とした。これらのマニュアル作業、解析者への多大な負担は、関節の診断・治療

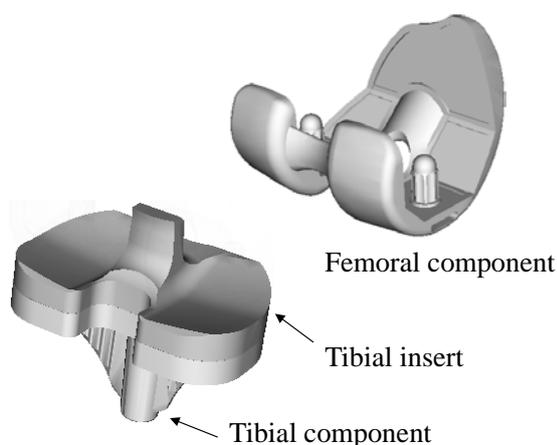


Fig. 1 Computer aided design model of artificial knee implants.

支援としての解析システムを日常臨床に普及させる上で大きな障害となっていた。

円滑な解析(自動解析)の妨げとなっていた雑音エッジの除去問題については、現時点で、大幅な労力軽減手法の開発が行われ、その有効性が認められているが、初期点推定については課題が残っている。特に、人工膝関節の中で、脛骨コンポーネントについては (Fig. 1)、大腿骨コンポーネントに比べ特徴的な形状が少なく、推定誤差の増加の一因となっており、結果として2D/3Dレジストレーションの際に未だ多くのマニュアル作業・労力が必要となっている。そこで本研究では、特に誤差の生じやすい脛骨コンポーネントを対象に、人工膝関節の統計動態モデルに基づく手法を提案し、初期点推定および3次元動態計測・解析の自動化がどこまで可能かを検証したので報告する。

2. 方法

2. 1. 従来手法

2D/3Dレジストレーションによる人工膝関節の3次元位置・姿勢推定を実現するために、X線透視画像から取得される人工膝関節の2次元投影輪郭、計算機上で使用する人工膝関節の3次元CADモデル、X線透視撮像系の幾何学情報(カメラパラメータ)を用いる。投影輪郭は、X線透視画像にガウシアンラプリアンフィルタ処理を施した後、ゼロ交差を計算し、さらにこの配強度が既定のしきい値以上の輪郭点を抽出することにより取得する。また、カメラパラメータは、3次元的な金属ボールマーカ配置が既知のキャリブレーションキューブを用い、非線形キャブレーション法により計算、取得する⁸⁾。人工膝関節モデルの位置・姿勢は、“カメラの焦点から画像上の各輪郭点に対して投影線を引き、それらの全ての投影線とモデル表面が完全に接するような位置・姿勢がモデルの正確な位置・姿勢である (Fig. 2)” というアルゴリズムに基づき、推定を行う。このアルゴ

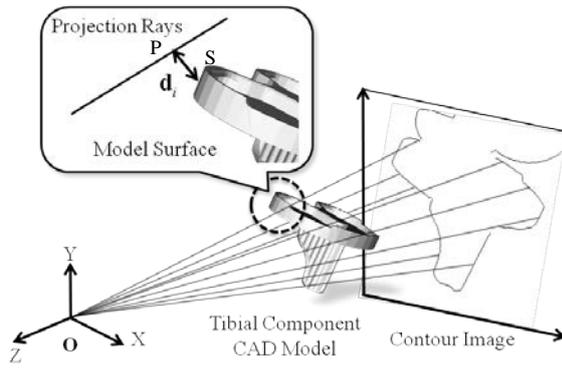


Fig. 2 2D/3D registration scheme based on projected contour points.

リズムでは, 次式に示す評価関数を最小化するような位置・姿勢を求めることになる.

$$E = \sum_{i=1}^N \omega(d_i(\mathbf{X})) \cdot d_i^2(\mathbf{X}) \quad (1)$$

$$d(\mathbf{X}) = \|P - S\|$$

ここで N は全輪郭点数である. $d(\mathbf{X})$ はモデルと投影線との距離であり, P は投影線上のモデルからの最近点, S はモデル表面上の点を示す. \mathbf{X} は推定する脛骨コンポーネントの平行移動と回転移動成分であり, $\omega(d_i(\mathbf{X}))$ は各輪郭点に対して計算される残差 $d(\mathbf{X})$ の重み関数で, 残差が大きくなると 0 に近づく. なお, 以降は簡単化のため, $d(\mathbf{X})$ は d と表記する.

2. 2. 提案手法

従来手法では投影線とモデル表面上との距離のみで最適化を行っているため, 必ずしも最適な解が得られるとは限らず, 特に不適切な初期点が与えられた場合は, 局所解に陥る可能性が高い. そこで提案手法では, 従来の 2D/3D レジストレーションの評価関数 (投影線とモデル表面間との距離値の総和) に, 運動時の (時間軸における) 膝どうしの解剖学的位置の制約に基づいた拘束条件をさらに導入する. 具体的には, 大腿骨コンポーネントと脛骨コンポーネント間の相対的な 3 次元動態モデルを過去の解析症例より作成し (学習データの作成), MAP (Maximum

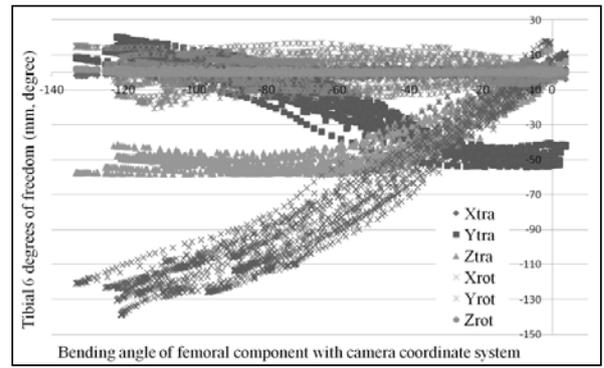


Fig. 3 Statistical knee motion model of tibial component relative to femoral component.

A Posteriori) 推定⁹⁾により膝どうしの解剖学的位置を考慮した位置・姿勢推定を行う. 以下, 今回作成した統計的な動態モデルと MAP 推定について述べる.

2. 2. 1. 相対的な統計動態モデルと正規化

本研究では, 脛骨コンポーネントを対象とした 3 次元動態計測の自動化を目的としているため, 大腿骨コンポーネントに対する (大腿骨コンポーネントの座標系を基準とした) 脛骨コンポーネントの相対的な統計動態モデルを作成, 利用する. 作成する相対的な統計動態モデルは, ある時間軸におけるカメラ座標系から見た大腿骨コンポーネントの屈曲角度に対して, 脛骨コンポーネントの相対的な位置・姿勢の分布を表す (**Fig. 3**). 大腿骨コンポーネントの屈曲角度は一定の間隔でサンプリングされ, その間隔で脛骨コンポーネントの 6 自由度 (3 平行移動と 3 回転成分) の平均と分散が計算される.

2. 2. 2. MAP 推定

求める位置・姿勢を $P(X|D)$ とすると, ベイズの定理から事後確率は尤度 $P(D|X)$ と事前確率 $P(X)$ の積に比例し, 以下のように表せる.

$$P(X | D) \propto P(D | X) \cdot P(X) \quad (2)$$

ただし, X は求めるモデルの 6 パラメータ ($T_x, T_y, T_z, R_x, R_y, R_z$), D は投影輪郭点であ

る。

ここで尤度 $P(D|X)$ は以下のように表せる。

$$P(D|X) = \prod_{i=1}^N p(d_i | \mathbf{X})$$

$$p(d_i | \mathbf{X}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_D^2}} \exp\left(-\frac{(d_i)^2}{2\sigma_D^2}\right) \quad (3)$$

動態モデルにより推定される 6 自由度が正規分布に従うと仮定すると、事前確率 $P(X)$ は以下のように表せる。

$$P(X) = N(\mathbf{X} | \boldsymbol{\mu}, S)$$

$$\boldsymbol{\mu} = (\mu_{T_x}, \mu_{T_y}, \mu_{T_z}, \mu_{R_x}, \mu_{R_y}, \mu_{R_z})^T \quad (4)$$

ここで、6 自由度は互いに独立していると仮定すると

$$S = \begin{pmatrix} \sigma_{MTx}^2 & & & & & \\ & \sigma_{MTy}^2 & & & & \\ & & \sigma_{MTz}^2 & & & \\ & & & \sigma_{MRx}^2 & & \\ & 0 & & & \sigma_{MRy}^2 & \\ & & & & & \sigma_{MRz}^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

となる。ゆえに

$$N(\mathbf{X} | \boldsymbol{\mu}, S) = \prod_{i=1}^6 N(X_i | \mu_i, \sigma_{Mi})$$

$$N(X | \mu, \sigma_M) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_M^2}} \exp\left(-\frac{(X - \mu)^2}{2\sigma_M^2}\right) \quad (6)$$

ただし、 μ_i, σ_{Mi} は 6 自由度の平均と標準偏差を示す。よって式(2)の右辺は

$$P(D|X) \cdot P(X) = \prod_{i=1}^N p(d_i | \mathbf{X}) \cdot \prod_{i=1}^6 N(\mathbf{X} | \mu_i, \sigma_{Mi}) \quad (7)$$

となる。 $P(X|D)$ を最大にすることは式(7)の対数をとったものを最大化することと等価である。ここで式(7)の右辺を、対数をとって整理すると

$$\frac{1}{\sigma_D^2} \sum_{i=1}^N d_i^2 + \frac{1}{\sigma_M^2} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})^2 \quad (8)$$

となり、MAP 推定による位置・姿勢推定は以下の式(9)を最小化することに帰着する。

$$E = \sum_{i=1}^N d_i^2 + \lambda \left\{ \frac{1}{\sigma_M^2} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})^2 \right\} \quad (9)$$

なお、正規化パラメータ λ は σ_M と σ_D の比によって与えられる。

以上のように、統計動態モデルを導入した MAP 推定による位置・姿勢推定は、式(9)の評価関数 E を最小化することにより実現可能となる。

3. 実験

提案手法の有効性を検証するため、実際の術後人工膝関節患者の画像を使用し、脛骨コンポーネントを対象に実験を行った。実験では、計 20 症例の膝屈曲動作（スクワット動作）における X 線透視画像から（1 症例あたり約 100 フレームの X 線画像）、従来の 2D/3D レジストレーションによって得た位置・姿勢推定データを基に、大腿骨に対する脛骨コンポーネントの統計動態モデルを作成し、Leave-one-out 交差検定により提案手法の評価を行った。各症例（シーケンス画像）の推定の際には、最初のフレームのみマニュアル



Fig. 4 Typical X-ray fluoroscopic image used experiments.

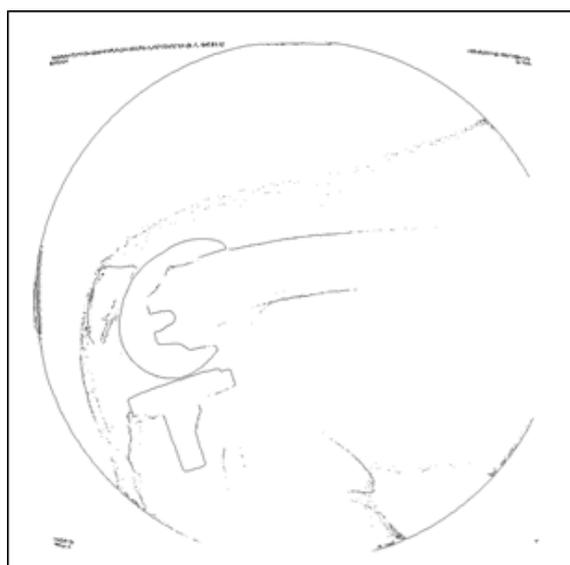


Fig. 5 Typical contour image from X-ray fluoroscopic image.

作業で適切な初期点を与え, 残り全てのフレームについては初期点を含めた自動推定・計測を実行した. また正解値として, ノイズを除去した輪郭画像に対し, マニュアル作業を交えながら丁寧かつ十分に位置合わせをした結果を用いた. **Fig. 4, 5** に今回実験に使用した代表的な X 線透視画像とその輪郭画像を示す.

4. 結果

実験の結果, 全ての症例において, 初期フレームを除き, 途中で破綻することなく全自動で脛骨コンポーネントの位置・姿勢推定が

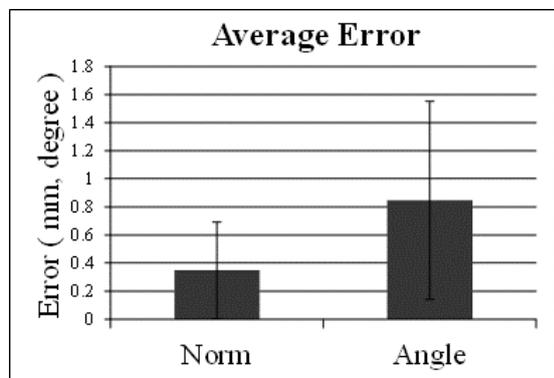


Fig. 6 Norm and angle error of 3D pose estimation for tibial component.

可能なことを確認した. またその際, 約 80% のフレーム数が臨床要求精度 (1mm, 1° 以内) を満たしており, その平均の移動 (距離) 誤差と角度誤差は, それぞれ 0.35mm, 0.85° であった (**Fig. 6**).

5. 考察

本研究では, これまでの 2D/3D レジストレーション手法による人工膝関節 3 次元動態解析のマニュアル作業軽減を目的として, 過去の解析症例により関節の統計動態モデルを作成, 評価値として導入・利用し, 初期点の自動推定および自動計測・解析を試みた. 従来手法では, 各症例のシーケンス画像において, 一度推定に失敗すると復帰せず破綻した状態になることが多かったが, 提案手法では, 途中推定に失敗しても破綻を防ぐことができ, 統計動態モデルの導入・利用が極めて有効であることを示した. このことは, 作成した統計動態モデルによって, 膝どうしの解剖学的位置の制約に基づいた拘束条件が有効に働いたことを示している. 参考結果として, 統計動態モデルにより推定された, あるフレームでの大腿骨に対する脛骨コンポーネントの位置・姿勢の平均とばらつきを視覚化したものを **Fig. 7, 8** に示す. モデルが重なり合った色の濃い部分は事前確率が高く, 色の薄い部分は事前確率が低い. これらの図より, 統計動態モデルによって, 解剖学的位置を考慮した位置・姿勢推定が実行可能であることが推察される.

また, 今回の実験では, 各シーケンス画像において, 途中, 適切な初期点が与えられなかった場合でも, 統計動態モデル導入による拘束条件がうまく機能し, 局所解に陥るのを防ぐことができたことを確認している. 全自動計測の結果, 約 80% のフレーム数が臨床要求精度 (1mm, 1° 以内) を満たすことが分かり, 計測・解析の負担軽減を目的とした日常臨床の普及に向けて前進したと考えられる. 一方で, 本研究は, 今回誤差の生じやすい脛骨コンポーネントを対象に, 相対的な統計動

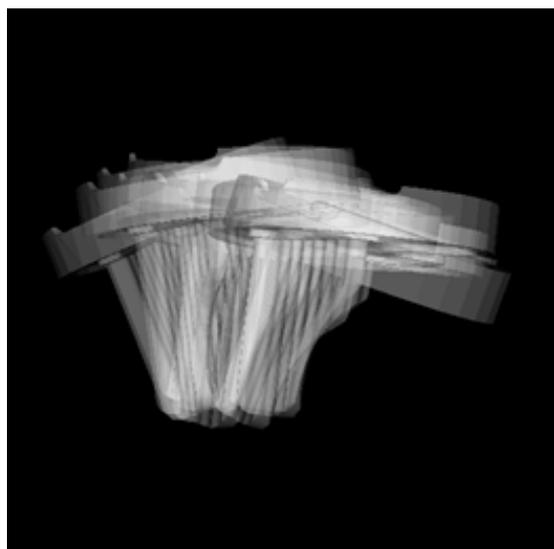


Fig. 7 Prior distribution of tibial component relative to femoral component (side view).

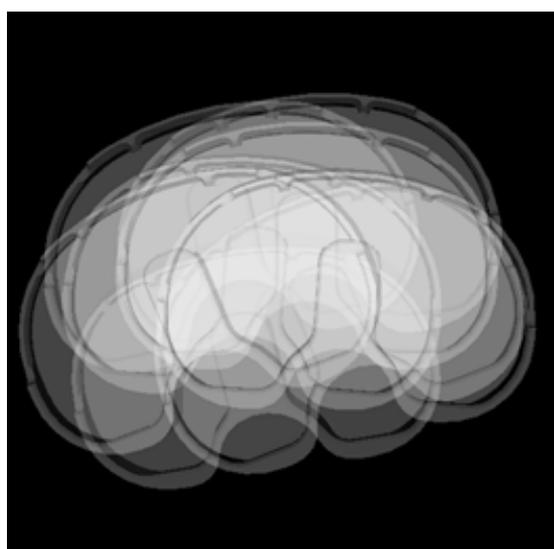


Fig. 8 Prior distribution of tibial component relative to femoral component (top view).

態モデル（大腿骨に対する脛骨コンポーネントの動態モデル）を作成・利用している。つまり、これは前提条件として、大腿骨コンポーネント自身の推定精度、安定性が保証されなければならないことを意味している。したがって、次のステップとしては、大腿骨コンポーネントの自動推定、精度調査を行っていく必要がある。

参考文献

- 1) S. A. Banks and W. A. Hodge, Accurate measurement of three-dimensional knee replacement kinematics using single-plane fluoroscopy, *IEEE Trans Biomed Eng*, vol.43, no.6, pp.638-649, 1996.
- 2) S. Zuffi, A. Leardini, F. Cantani, et al, A model-based method for the reconstruction of total knee replacement kinematics, *IEEE Trans Med Imag*, vol. 18, no.10, pp.981-991, 1999.
- 3) M.R. Mahfouz, W.A. Hoff, R.D. Komistek, et al, A robust method for registration of three-dimensional knee implant models to two-dimensional fluoroscopy images, *IEEE Trans Med Imag*, vol.22, no.12, pp.1561-1574, 2003.
- 4) T. Yamazaki, T. Watanabe, Y. Nakajima, et al, Improvement of depth position in 2-D/3-D registration of knee implants using single-plane fluoroscopy, *IEEE Trans Med Imag*, vol.23, no.5, pp.602-612, 2004.
- 5) S. Kobashi, T. Tomosada, N. Shibamura, et al, Fuzzy image matching for pose recognition of occluded knee implants using fluoroscopy images, *J Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol.9, no.2, pp.181-195, 2005.
- 6) J. Bingham and G. Li, An optimized image matching method for determining in-vivo TKA kinematics with a dual-orthogonal fluoroscopic imaging system, *J Biomech Eng*, vol.128, no.4, pp.588-595, 2006.
- 7) S. Hirokawa, M. Abrar Hossain, Y. Kihara, et al, A 3D kinematic estimation of knee prosthesis using X-ray projection images: Clinical assessment of the improved algorithm for fluoroscopy images, *Medical Biological Engineering and Computing*, vol.46, no.12, pp.1253-1262, 2008.
- 8) J. Weng, P. Cohen, and M. Herniou, Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 14, pp. 965-980, 1992.
- 9) C.M. ビショップ, “パターン認識と機械学習上,” Springer Japan, 2010.