

3次元情報抽出のための疑似透視投影モデル因子分解法と透視投影モデル 最小二乗法の比較

安藤竜太 福井幸男 三谷純 西原清一

筑波大学大学院システム情報工学科 コンピュータサイエンス専攻

概要

近年、鼻腔・関節・脳神経などの部位での検査や手術に内視鏡が使われることが多くなった。内視鏡手術では、患者の皮膚を大きく切開する必要がないので患者への負担が小さく、また手術時間が短いなど患者にとって大きな利点がある。しかし、撮影された画面のみから手術を行うために手術が難しく、手術器具と患者の重要組織との接触による事故の危険性があるため、手術者には高度な技術が求められるという欠点がある。そこで本研究では、内視鏡治療・手術における危険性を軽減する手段の一つとして、手術者に対して複数画像から得た奥行き情報を提示する視覚支援のシステムの開発を行っている。今回の研究では、3次元形状を求めるために透視投影モデルに基づく最小二乗法と疑似透視投影に基づく因子分解法を用い、実験によりそれぞれの特性を示すことで、今後の課題を検討した。

Comparison of 3D reconstruction method based on a factorization on a paraperspective model with one based on least squares on a perspective model

Ryota Ando, Yukio Fukui, Jun Mitani, Seiichi Nishihara

Department of Computer Science, University of Tsukuba

abstract

Recently, endoscopes have been often used for the diagnosis or the operation on like the nasal cavity, the joint, and the cranial nerve. The endoscopic operation doesn't need the skin incision, which is less invasive, and doesn't need the long-time surgery, so it gives many advantages to patients. But in this operation, the operators must operate using only the image captured by the endoscope, and take the risk of the collision of the surgical instrument and the important tissue, so the high skills is needed for them. We therefore aim the development of the endoscopic operation support system that represents the operators the 3D shape recovered from several images. In this paper, we use a factorization method based on the paraperspective model and least squares method based on the perspective model for recovering the 3D shape, and then compare them and present the property of them, and finally discuss the future work.

1 序論

近年、腹腔・副鼻腔・関節等の手術や脳神経外科領域の手術では、低侵襲手術が重要視されている。その中に、患者の体表面に小さな穴を開けそこから内視鏡と手術器具を入れて、内視鏡から送られてくる画像を頼りに手術をする「内視鏡手術」というものがある。「内視鏡手術」は、体表面の切開創が小さくて済むので、手術時間の短縮が可能であり、手術後の患者の回復が早いなどの利点を持っている。一

方、手術中に得られる情報が内視鏡からの2次元画像のみであるという欠点もあり、この画像のみを頼りに手術を行うと手術器具が体の各組織と接触する危険性が伴う。そのため、内視鏡から送られる映像だけでなく、より多くの視野情報が必要である。そこで、本研究では内視鏡手術時の視覚支援を行うシステムの開発のために、複数枚の内視鏡の2次元画像から3次元情報を取り出す事を目的としている。

3次元情報抽出には、2次元画像内の局所の画面上の移動量であるオプティカルフローを用いた。電車

の窓から見える景色は、近くの家などはオブティカルフローが大きく、反対に遠方の山などはオブティカルフローが小さいなど、手前にある物体と奥にある物体とではオブティカルフローに違いがあるため、被写体の3次元情報が抽出可能である。オブティカルフローを求めるには、文献 [4] に書かれている改良ブロックマッチング法を利用する。

本論文では、オブティカルフローから3次元情報を復元する手法として知られている疑似透視投影に基づく因子分解法と透視投影モデルに基づく最小二乗法を実装し、内視鏡画像などに対して使用することで比較実験を行った。各手法についての詳細は、3章で述べる。

2 問題提示

まず内視鏡画像について述べる。内視鏡画像は人体の内部を撮影したものであるので、図1のように全体に丸みを帯びて色や形に急激な変化がない。つまり、特徴点を取りづらく、また特徴点を取ったとしても、信頼性が低い少数の特徴点から物体全体の3次元情報を推定することは難しい。そこで、本研究では第1フレームの画像全体に一樣に置いた点を特徴点として利用する。追跡の信頼性は高くないが、多くの点を使うことで追跡誤差を緩和し、一樣に分布させることで物体全体の形状をどの部分も同程度の精度で復元できる。



図1: 内視鏡画像 (鼻腔)

次に状況について定義する。 P 個の特徴点に対して F 枚の画像が与えられたとし、座標を s_p とした特徴点 p のフレーム f に置ける画像上の座標を (u_{fp}, v_{fp}) とする。正規直交ベクトル i_f, j_f, k_f がフレーム f でのカメラの向いている方向を表す。 i_f, j_f がカメラの画像平面の x 軸、 y 軸に相当し、 k_f はカメラの視線ベクトル方向のベクトルに相当する様に i_f, j_f, k_f を定義する。また、 i_1, j_1, k_1 を右手系の

正規直交座標系とし、最終的に $i_1^T = (1, 0, 0), j_1^T = (0, 1, 0), k_1^T = (0, 0, 1)$ となる様に座標系を回転し、 k_1 方向が奥行きを示す様にすることで結果を第1フレームの画像に出力する様にする。また、カメラのレンズの中心の座標を t_f 、座標系の原点を c とする。また、焦点距離は1とする。この状況を図2に示す。

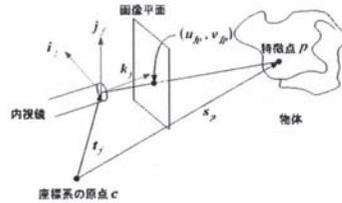


図2: カメラと画像平面と物体の位置関係

u_{fp}, v_{fp} は式 (1) の様に表すことができる。

$$u_{fp} = \frac{i_f \cdot (s_p - t_f)}{k_f \cdot (s_p - t_f)} \quad v_{fp} = \frac{j_f \cdot (s_p - t_f)}{k_f \cdot (s_p - t_f)} \quad (1)$$

3 各手法の詳説

この章では、疑似透視投影モデルに基づいた因子分解法と透視投影モデルに基づいた最小二乗法について説明する。

まず、疑似透視投影モデルに基づいた因子分解法について説明する。因子分解法は、Tomasi and Kanade によって提案された [2] 手法を用い、実際の投影モデルである透視投影モデルを線形投影モデルに近似することで、3次元形状を求める計算を線形計算で行える様にする手法である。線形投影には正投影、弱透視投影などがあるが、今回は実際の透視投影に近い疑似透視投影を使用した。疑似透視投影とは、特徴点群の中心 c を通りカメラの画像平面に平行な仮想画像平面を仮定し、特徴点群の中心とカメラのレンズをつなぐ射線と平行に各特徴点を仮想画像平面に投影した後、透視投影する投影法である。 i_f, k_f 平面の疑似透視投影モデルを図3に示すが、 j_f, k_f 平面についても同様である。

実装は [1][3] を参照しながら行った。疑似透視投影に基づく因子分解法の実装手順の概要は次の様になる。

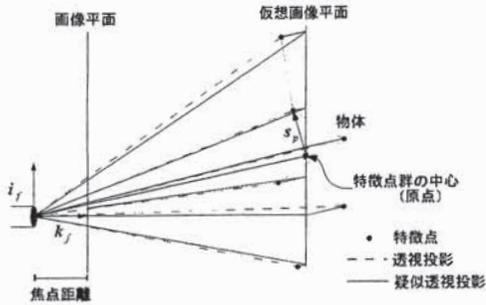


図 3: 物体上の特徴点を画像平面上に疑似透視投影・透視投影したモデル

1. 因子分解

u_{fp}, v_{fp} から成る $2F \times P$ 計測行列 W を $2F \times 3$ 行列と $3 \times P$ 行列の積に因子分解する。この因子分解は一意ではなく、この因子分解で得られた $2F \times 3$ 行列を M' 、 $3 \times P$ 行列を S' と置く。実際は W の階数が 3 未満であることはほぼないので、正確には $2F \times P$ 計測行列 W に最も近くなる様な $M'S'$ を見つける。

2. 正規化

$M'A = M$ となる様な 3×3 行列 A を計算する。計算には、 i_f, j_f, k_f は正規直交ベクトルであるという計量拘束を用いる。その後 $M = M'A, S = A^{-1}S'$ と計算する。

3. カメラの回転運動計算

M から i_f, j_f を計算する。しかし、 m_f, n_f が完全に計量拘束を満たしているとは限らないので、得られた i_f, j_f に最も近い正規直交ベクトルを新たに i_f, j_f とする。

4. 回転行列の計算

i_1, j_1 を $i_1^T = (1, 0, 0), j_1^T = (0, 1, 0)$ へ回転する回転行列 R を計算する。奥行き方向を示す k_1 が回転によって $k_1^T = (0, 0, 1)$ となる。

5. 形状行列の回転

回転行列 R で S を回転する。これにより s_p の第 3 要素が第 1 フレームでの奥行きを示す様になる。

次に、透視投影に基づく最小二乗法について説明する。最小二乗法とは、測定値との誤差の 2 乗の和が最小になる様に変数を決める手法である。非線形の最小二乗法を解くには、反復計算による最適化手法を使用する。第 2 章で述べた様に、特徴点は第 1 フレームの画像上に一様に仮定するので数が非常に

多くなる。変数が多くなると最適化において最小解への収束が難しくなり、最小値ではなく極小値に収束してしまう恐れがある。そこで、今回は特徴点の 3 次元座標は変数としない、カメラの運動のみを変数とした最小二乗法を解くことでカメラの運動を求める手法を用いた。その後、カメラの運動から各特徴点の 3 次元座標を求めた。この最小二乗法では特徴点の 3 次元形状を変数として使用せず、カメラの運動は各フレーム間で独立であるので、使用フレーム数は 2 つのみを原則とする。

実装は [4] で紹介されている様に行った。また、カメラの運動を変数としているので新たに、特徴点 p の画面上の点を (u_p, v_p) オプティカルフローを (m_p, n_p) 、カメラの移動ベクトルを (a, b, c) 、回転ベクトルを (α, β, γ) と定義する。透視投影に基づく最小二乗法の実装は、ラグランジュ乗数 λ を用いて以下の関数を $(a, b, c, \alpha, \beta, \gamma)$ に関して最小化することで行った。

$$\sum_{p=0}^P ((m_p - \alpha u_p v_p + \beta(u_p^2 + 1) - \gamma v_p)(-a + u_p c) - (n_p - \alpha(v_p^2 + 1) + \beta u_p v_p + \gamma u_f p)(-b + v_p c))^2 + \lambda(a^2 + b^2 + c^2 - 1) \quad (2)$$

4 比較実験

疑似透視投影モデルに基づいた因子分解法と透視投影モデルに基づいた最小二乗法の比較実験を行った。使用した画像は、オプティカルフローに誤差を含まず 3 次元形状も既知である画像群 (以降、画像群 A とする)、オプティカルフローに誤差を含む 3 次元形状が既知の画像群 (以降、画像群 B とする)、内視鏡画像である。まず画像群 A に対する実験結果を示す。正確なオプティカルフローと 3 次元形状を用意するために、以下の図 4 の様な仮想物体を用意し、これからオプティカルフローを得た。x 軸は画像平面の水平方向、y 軸は画像の垂直方向、z 軸は奥行き方向を示している。3 次元形状を復元した結果を図 5 に示す。図 5 は黒いほど遠く、白いほど近いことを表している。カメラの運動には、物体を横切る移動・奥行き方向の移動・回転を含ませた。図 5 の通り、この表示法では全く変化がない。そこで、表 4 に誤差の数値で違いを示す。奥行き表示に偏差値を使用しているため、数値には奥行き方向の偏差値を使用した。仮想物体を使用した実験では、

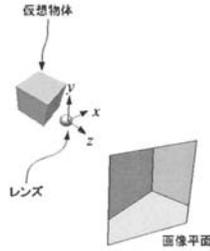


図 4: 仮想物体と画像平面とレンズの位置関係と x, y, z 軸の向き

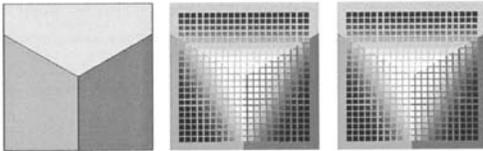


図 5: 画像群 A に置く、第 1 フレーム画像 (左) と疑似透視投影因子分解法による奥行き抽出結果 (中央) と透視投影最小二乗法による奥行き抽出結果 (右)

表 1: 画像群 A に置く、疑似透視投影因子分解法と透視投影最小二乗法の誤差平均と誤差標準偏差 (カメラの運動は、物体を横切る移動・奥行き方向の移動・回転を含む)

	誤差の平均	誤差の標準偏差
疑似透視投影因子分解法	1.31	1.27
透視投影最小二乗法	1.08	0.938

透視投影最小二乗法の誤差の方が小さかった。これは、オプティカルフローにも誤差が含まれないことから 2 フレームのみを用いるだけで十分な結果が得られ、また投影法の近似も行っていないためであると思われる。しかし、投影近似もオプティカルフロー誤差もないにも関わらず誤差が発生しており、これはカメラの運動が複雑であるために最小解ではなく極小解に陥ってしまったことが原因ではないかと思われる。一方、疑似透視投影因子分解法では投影法を近似しているため、投影近似による誤差が発生したと思われる。

次に、画像群 B に対して実験を行った結果を示す。先ほどの仮想物体と同様の形状の被写体を用意し、その表面に内視鏡から得られた画像を貼り付けてこれをデジタルカメラで撮影することで画像を得た。この被写体を撮影した第 1 フレームの画像を図 6 に示す。また、十分な大きさのオプティカルフローが得られた第 1・6 フレーム間のオプティカル



図 6: 画像群 B に置く第 1 フレームの画像

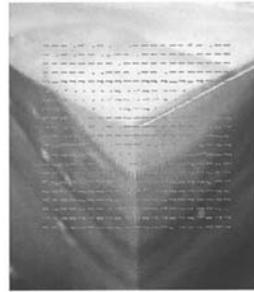


図 7: 画像群 B に置く、第 1・6 フレーム間のオプティカルフロー (白矢印群)

フローも図 7 に示す。3 次元形状抽出結果を図 8 に示す。最小二乗法で使用する 2 フレームには第 1 フレームと第 6 フレームを選び、疑似透視投影因子分解法では第 1 フレームから第 6 フレームまでの 6 枚の画像を使用した。また、誤差の値を表 4 に示す。

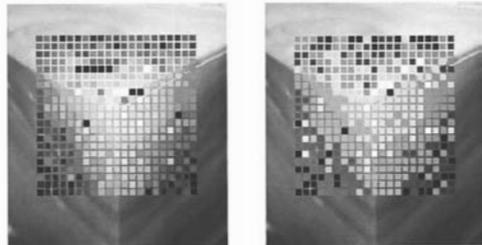


図 8: 画像群 B に置く、疑似透視投影因子分解法による奥行き抽出結果 (左) と透視投影最小二乗法による奥行き抽出結果 (右)

今回は、疑似透視投影因子分解法の方が誤差の平均

表 2: 画像群 B に置ける、各手法の誤差平均と誤差標準偏差

	誤差の平均	誤差の標準偏差
疑似透視投影因子分解法	5.27	8.48
透視投影最小二乗法	6.20	6.88

が小さくなった。これは、最小二乗法が複数枚の画像を使用したのに対し、疑似透視投影因子分解法が 6 枚の画像を使用したために誤差を緩和したと思われる。ただし、標準偏差が大きくなっているのは第 1・6 フレーム間以外で局所的に大きなオプティカルフロー誤差が存在し、多数のフレーム数を適用しても緩和できなかったためであると思われる。また、今回の実験の誤差は表 4 の誤差より非常に大きく、現段階ではオプティカルフローの誤差が投影近似誤差などを大きく上回っていると考えられる。

次に、内視鏡画像に対する実験の結果を示す。内視鏡画像の第 1 フレーム画像を図 9 に示す。また、画像の第 1・7 フレーム間のオプティカルフローを図 10 に示す。3 次元形状抽出結果を図 11 に示す。内



図 9: 内視鏡画像群の第 1 フレーム画像



図 10: 内視鏡画像群に置ける、第 1・7 フレーム間のオプティカルフロー (白矢印群)

視鏡画像では、奥行き情報が既知ではないので誤差は計算できないが、代わりに各手法での計算時間を

図 12、図 13 に示す。計算には Intel(R) Xeron(TM) CPU 2.80GHz、1.00GB RAM を用いた。計算時間

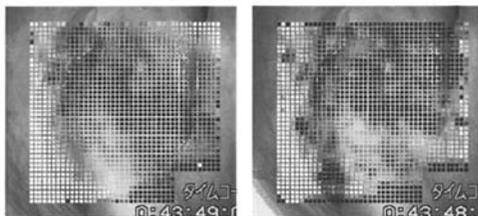


図 11: 内視鏡画像群に置ける、疑似透視投影因子分解法による奥行き抽出結果 (左) と透視投影因子分解法による奥行き抽出結果 (右)

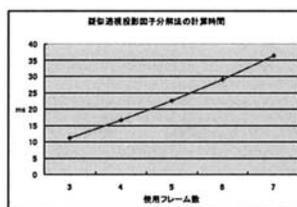


図 12: 内視鏡画像群に置ける、疑似透視投影因子分解法の計算時間。横軸は使用したフレーム数、縦軸は時間 (ms) である。

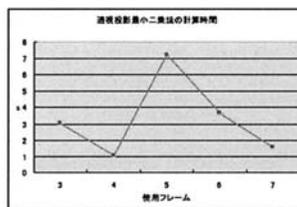


図 13: 内視鏡画像群に置ける、透視投影最小二乗法の計算時間。横軸は第 1 フレームではない方の使用フレーム、縦軸は時間 (s) である。

に、疑似透視投影因子分解法と透視投影最小二乗法の計算方法の違いが顕著に現れた。疑似透視投影因子分解法は線形計算で解を求める手法であるので、計算時間もフレーム数にほぼ比例する形となった。一方、透視投影最小二乗法は非線形最適化問題を反復手法によって解いているので、反復回数が初期値に依存して変化するためにフレーム毎に計算時間が大きく変化した。

5 まとめ

疑似透視投影モデルに基づく因子分解法と透視投影モデルに基づく最小二乗法に対して、内視鏡画像を含む3種類の画像サンプルを用いて実験を行い、実験結果から3次元抽出精度と計算時間に関して考察を行った。

疑似透視投影因子分解法は、投影法を線形投影である疑似透視投影に近似することで線形計算で解が求められるようになる手法であり、解が求められない様な状況はほぼなく変数の数が多くても安定して解が求められた。また、計算時間も線形計算であるので反復計算などはなく、計算時間はフレーム数にほぼ比例する結果となった。しかし、投影近似の誤差が存在するのでオプティカルフローに誤差がない状況でも、3次元抽出誤差は存在してしまった。

一方、透視投影最小二乗法は、実際の投影モデルである透視投影モデルを使用し、実測値との誤差の二乗の和を最小化する様にカメラの運動などの変数を決定する手法である。疑似透視投影因子分解法も誤差の二乗を最小化する計算を行うが、透視投影最小二乗法の場合は非線形最適化問題を扱わなければならない。非線形最適化問題を解くために今回は反復計算を用いたので、極小解に陥ってしまったり計算時間も安定しないなどの問題が起こった。しかし、オプティカルフローに誤差がない状況で、初期値を上手く与えて最小解へ収束させることができれば最高の精度が期待できる手法ではある。

6 今後の課題

内視鏡視覚支援システムを実装することを考えると、オプティカルフローの誤差が大きいので、今後はオプティカルフローの抽出精度の向上を行う必要があることがわかった。また、[1]でも述べられている様に、疑似透視投影因子分解法の結果を透視投影最小二乗法の初期値に与えることで3次元抽出精度の向上を目指すので、ぜひこの手法を試して見たいと思っている。

謝辞

本研究に使った画像データは(独)産業技術総合研究所人間福祉医工学部門の山下樹里グループリーダーから提供していただいた。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- [1] Conrad J. Poelman and Takeo Kanade, Fellow, IEEE, A Paraperspective Factorization Method for Shape and Motion Recovery, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 19, NO. 3, MARCH 1997
- [2] C. Tomasi and T. Kanade. Shape and motion without depth, In Proceedings of the Third International Conference in Computer Vision (ICCV), Osaka, Japan, December 1990
- [3] 金谷健一, 菅谷保之, 因子分解法の完全レシピ, 社団法人電子情報通信学会, 岡山大学工学部情報工学科, 信学技報, TECHNICAL REPORT OF IEICE, PRMU2003-118 NC2003-49 (2003-10)
- [4] 濫澤貴裕, 内視鏡画像からの奥行き情報提示による視覚支援システムの設計, 筑波大学理工学研究科修士論文, 2006