

因子分解法を用いた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開発

安藤竜太[†] 福井幸男[‡] 三谷純[‡] 西原清一[‡]

[†]筑波大学第三学群情報学類

[‡]システム情報工学研究科

1 はじめに

近年、低侵襲手術が重要視されている。その中に、患者に小さな穴を開けそこから内視鏡と手術器具を入れて手術する「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があり、手術器具が各組織と接触する危険性が伴う。そのため、より多くの視野情報が必要となる。そこで、本研究では複数枚の内視鏡の2次元画像から3次元情報を取り出す事で、内視鏡手術の視覚支援を行うシステムの開発を目指している。

2 目指すシステムと用いる手法

内視鏡画像は、被写体が丸みを帯びていて色情報も同系色が多く特徴点を取りづらいため、その追跡情報には誤差が含まれていることが前提である。それ故に3次元復元結果を100%信頼して手術を行うことは難しく、本研究では視覚支援レベルのシステムを目指す。

実際のカメラの投影モデルである透視投影は非線形投影法であり、複数枚の画像から被写体の形状を求める問題は非線形の逆問題となり、計算過程で誤差が大きくなってしまいう可能性があり、数値解が安定しない。最小二乗法での解法であれば誤差を許容できるが、初期値に与える値によって収束時間が変わるために計算時間が安定しないという問題がある。

そこで、Tomasi and Kanade によって提唱された因子分解法 [1] を用いることを考える。因子分解法とは形状を求めたい物体からカメラの画像平面への投影を、

特徴点群に線形性を持たせる様な投影法に近似することで、形状復元が線形の逆問題となり数値計算が安定する方法である。また、複数のフレームから3次元情報を算出するので誤差にも強い。投影方法を近似しているため抽出精度に限界はあるが、比較的よい精度での結果が得られることが知られている。

3 カメラモデル

3.1 透視投影

透視投影は実際のカメラの投影モデルであり、各特徴点がレンズに真っ直ぐ画像平面に投影される。誤差がなければ正しい解が得られる。

3.2 疑似透視投影

因子分解法のアフィンカメラモデルには、様々なカメラ運動に強い疑似透視投影を使用する。疑似透視投影とは、特徴点群の中心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、レンズに透視投影する方法である。疑似透視投影は、アフィンカメラモデルの中でも透視投影に近い投影方法である [2]。図1に透視投影と疑似透視投影を图示する。

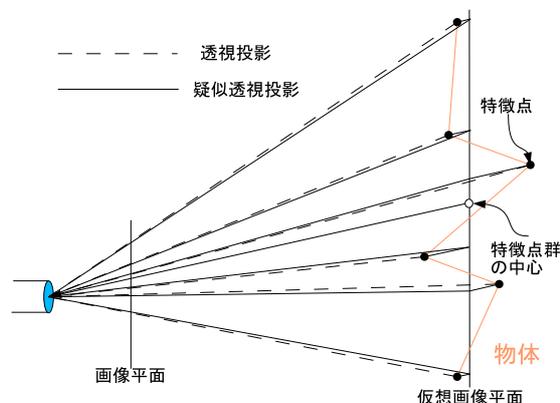


図1: 透視投影と疑似透視投影

Development of 3D Visual Aassisted System Using the Factorization Method for Endoscope Images
Ryota ANDO[†], Yukio FUKUI[‡], Jun MITANI[‡], Seiichi NISHIHARA[‡]

[†]College of Information Sciences, University of Tsukuba

[‡]Department of Computer Science, University of Tsukuba

4 内視鏡動画画像での実験

透視投影モデルに最小二乗法を用いた結果と疑似透視投影因子分解法を用いた結果を比較する。

4.1 実験データ

実験画像には内視鏡で撮影した鼻腔画像を使う。第1フレーム内に一様に置いた点を特徴点とし、ブロックマッチング法を使用して特徴点を追跡した。特徴点と言うより注目点であるので誤差が多い結果となった。図2に第1フレームの画像と、第1フレームと第7フレーム間のオプティカルフローを示す。また各フレームの間隔は0.1秒である。

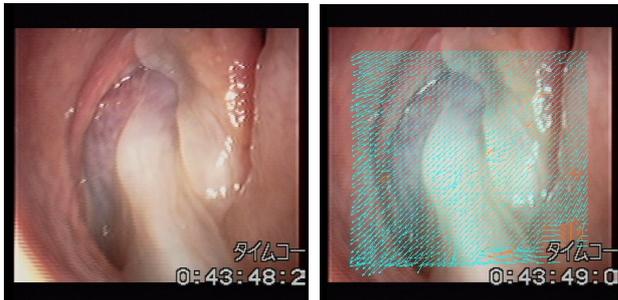


図2: 第1フレームの画像(左)と第1・7フレーム間のオプティカルフロー(右)

4.2 実験概要

得られた特徴点追跡情報に最小二乗法と因子分解法を用いて3次元復元結果と計算時間を調べる。因子分解法は基本的に特徴点が画像外へ出ることを許容できない方法であるので、ここでは特徴点が画像外へ出ない範囲で実験を行う。

4.3 実験結果

結果の出力は、カメラに近い特徴点ほど薄く、遠い特徴点ほど濃くなるように表示した。3次元情報抽出結果を図3に示す。最小二乗法は第1・7フレームの2枚の画像を用い、因子分解法には第1～7フレームの7枚の画像を使用した。

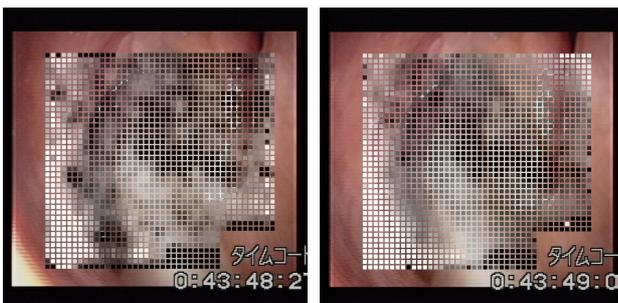


図3: 最小二乗法の結果(左)と因子分解法の結果(中央)

また、表1に第1フレームと各フレーム間に最小二乗法を用いた場合の計算時間を示す。同様に、表2に因子分解法の計算時間を示す。コンピュータはIntel(R) Xeron(TM) CPU 2.80GHzを用いた。

フレーム	3	4	5	6	7
処理時間 (ms)	3051.5	1036.6	7222.7	3635.5	1590.6

表1: 最小二乗法での計算時間

フレーム数	3	4	5	6	7
処理時間 (ms)	11.2	16.7	22.7	29.1	36.4

表2: 因子分解法での計算時間

因子分解法を使った結果、どの部分が手前にあるかなどの基本的3次元情報は概ね抽出することができた。因子分解法は7枚のフレームを使って計算したのに対し、最小二乗法は2枚のフレームから計算したので、この場合は因子分解法の方がよい抽出結果を示した。また、最小二乗法を用いた計算時間は処理時間が不安定であったが、因子分解法はフレーム数にほぼ比例しており、計算時間に安定性が確認できた。

5 まとめと今後の課題

追跡データに誤差が多く含まれる場合、計算の安定性という面で、因子分解法の方が透視投影モデルでの解法より優れた視覚支援システムを実装できた。しかし、3次元復元精度は視覚支援システムを想定した上でもまだ不十分なレベルであり、今後は特徴点追跡精度の向上が必要である。

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] 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.
- [2] A Paraperspective Factorization Method for Shape and Motion Recovery : Conrad J. Poelman and Takeo Kanade, Fellow, IEEE : IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 19, NO. 3, MARCH 1997