

オプティカルフローを用いた不定形物体の三次元形状判別 空間占有率を用いた線状物体と面状物体の形状判別実験

Shape Distinction in three-dimensional of Deformable Object Using Optical Flow
Distinction between linear object and planar object based on space occupancy

○ 向井啓祐 (岡山大) 正 松野隆幸 (岡山大)
正 見浪護 (岡山大) 正 矢納陽 (岡山大)

Keisuke MUKAI, Okayama University, en422879@s.okayama-u.ac.jp
Takayuki MATSUNO, Okayama University
Mamoru MINAMI, Okayama University
Akira YANOU, Okayama University

The demand that a robot manipulates deformable objects. It is important for a robot to recognize these forms by using image information. Form estimation algorithm of deformable object based on image information is proposed in previous research. In this algorithm, first, paired images are captured by CCD camera with rotating around a target object. Secondly, corresponding points are obtained between paired images by application of optical flow. Finally whole series of points of a target object in three dimension are reconstructed based on stereoscopic vision. It is important to discriminate whether the captured object is planar object or linear object from points group, so that a robot can calculate a manipulation planning of the object. In this research, algorithm to distinguish between a planar deformable object and a linear one from projection image on vertical section of points group is proposed.

Key Words: Manipulation, Visual recognition, Flexible object

1 緒言

人間の身の周りに存在する紙や布、テープといった、位置姿勢が一定に定まりにくい不定形物体のマニピュレーションは、現在工場などのロボットマニピュレータが活躍する現場での未解決問題であり [1]、現在それをロボットで自在に操る要求は大きい。このような操作を実現する為には、不定形物体がどのような形状であるかを、画像情報を用いてロボットに認識させることが重要となる。

不定形物体に関する先行研究としては、柔軟性を有する帯状対象物の画像処理における整列および検査手法 [3]、乱雑に積層された洗濯物ハンドリングシステムの開発 [4]、結び/解き捜査を含めた線状物体のマニピュレーション [5]、2 台の高速多指ハンドを用いた布の動的な折りたたみ動作 [6] などが挙げられる。論文 [2][3] については、対象物の形状の抽出方法について述べられている。論文 [4][5] では、不定形物体の特徴に基づいた動作方法を算出しており、ロープの結びや布の展開、折りたたみなどの一部の動作が実現されている。しかし、これらの研究は動作方法を人間が決定している。実際の環境でロボットが自動で作業を行うためには、ロボット自身が対象物の形状を認識し、動作方法を決定しなければならない。

これまでの研究成果として、対象物体がどのような形状であるかを認識する形状推定アルゴリズムが提案されている [6]。このアルゴリズムでは、まずマニピュレータの手先にとりつけた CCD カメラを、対象物体を中心に回転移動させて 2 組の画像を取得する。次にピラミッド型 Lucas-Kanade 法を利用したオプティカルフローを適用し、2 組の画像間の対応点を取得する。そしてカメラの移動量を考慮した立体視によって対象物体の 3 次元形状復元を行う。先行研究の成果に基づき、本研究では、点群の投影図から、対象物体が面状不定形物体であるのか線状不定形物体であるのかを判別するアルゴリズムを提案する。ロボットが対象物体の操作計画を算出するためには、オプティカルフローにより得られた点群から線状モデルや面状モデルに当てはめる必要がある。これは、不定形物体の形状が線状か面状かによって、対象物に対する操作が異なるためである。今回上記のアルゴリズムで、ロープとタオルを用いた実機実験により有効性を確認した。

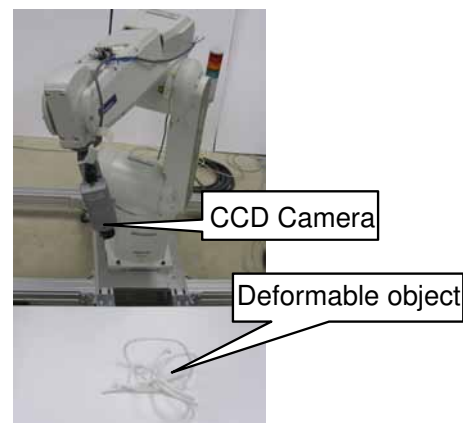


Fig.1 Experiment environment

2 形状復元手法

ここでは、図.1 のようにマニピュレータの手先に CCD カメラを搭載する。今回用いる不定形物体は、図.2 のような複雑な構造を持つロープを線状モデルとして、図.3 のような中央を高くした構造のタオルを面状モデルとして実験を行う。次に、図.4 のようにカメラの視線が地面と交差する点を中心に x 軸まわりに θ だけ、回転するように手先位置を指令し、画像を取得する。対象物体は常に静止しているものとし、 θ は $-20[\text{deg}]$ から $20[\text{deg}]$ まで、 $2[\text{deg}]$ ごとに 21 個の姿勢で撮影を行う。これにより、得られた複数の画像から 2 枚の画像間の対応点の情報とカメラの位置、姿勢情報を用いて、操作対象物体の上の点を 3 次元空間上に復元する。

2.1 オプティカルフローによる対応点探索

2 枚の画像間の対応点を割り当てる方法として、本研究ではオプティカルフローを用いる。オプティカルフローは移動物体の動作を認識するために用いられるのが一般的であるが、ここ



Fig.2 Image of Rope Captured by Camera



Fig.3 Image of Taol Captured by Camera

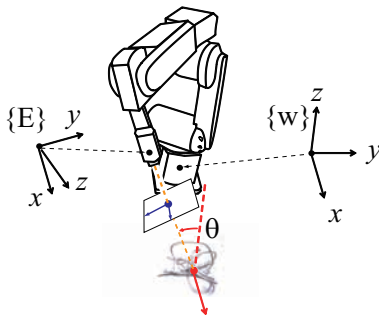


Fig.4 System configuration

では 2 枚の画像間の対応点を取ることに用いる。画像処理には OpenCV[4] を用いており、オプティカルフローのベクトル決定方法にはピラミッド型 Lucas-Kanade 法を用いた。実験では SONY 社製 DFW-X710 デジタルカメラを用いており、画素数は 1024×768 pixel である。オプティカルフローの特徴点の最大数は、画像ごとに適切な値を設定する必要がある。本稿では、ヒューリスティックにオプティカルフローの元となる特徴点の最大数をロープでは 1 枚の画像あたり 1200 点、タオルでは 1800 点に決定した。

2.2 画像間の不一致点の削除

ピラミッド型 Lucas-Kanade 法による対応点探索においても、間違っただ対応点が発生する。これらは 3 次元復元時に問題となるため、統計的な処理により、除外する。まず、横成分を u 縦成分を v とすると、1 枚目の画像上の対応点 $u(\theta_1, i), v(\theta_1, i)$ ($i = 1, \dots, k$) と 2 枚目の画像上の対応点 $u(\theta_2, i), v(\theta_2, i)$ から du_i, dv_i を得る。

$$du_i = u(\theta_1, i) - u(\theta_2, i) \quad (1)$$

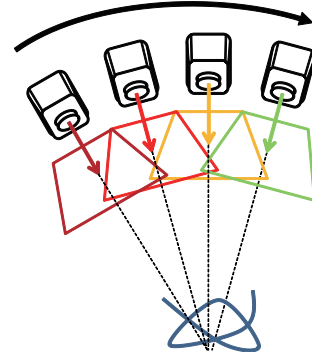


Fig.5 Shooting the rotational movement

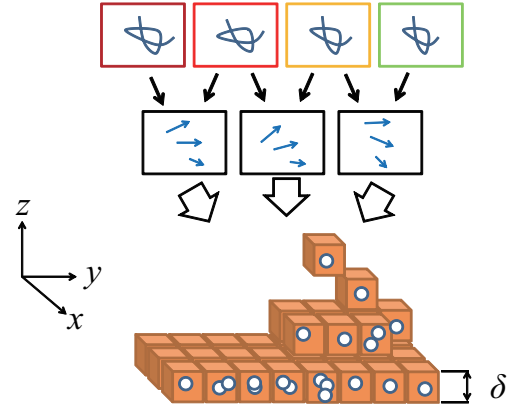


Fig.6 Step of the three-dimensional shape reconstruction

$$dv_i = v(\theta_1, i) - v(\theta_2, i) \quad (2)$$

またこれらから、それぞれの平均値 μ_{du}, μ_{dv} それぞれの標準偏差 σ_{du}, σ_{dv} が得られる。式 (3), 式 (4) をそれぞれ満たさないものは除外される。

$$\mu_{du} - 3\sigma_{du} < du_i < \mu_{du} + 3\sigma_{du} \quad (3)$$

$$\mu_{dv} - 3\sigma_{dv} < dv_i < \mu_{dv} + 3\sigma_{dv} \quad (4)$$

2 枚の画像間の対応点からの 3 次元形状復元方法は先行研究 [6] と同様の手法を用いる。

2.3 ボクセルモデルの抽出

得られた点群はデータ大量であり、マニピュレーションに必要な把持位置情報をそれだけでは決定できないため、情報の圧縮が必要である。本論文ではボクセルモデルを用いて対象物体の形状を表現する。

図 5 に示すように、回転動作時に画像を取得する。次に 6 に示すように、隣接する角度の組み合わせによりオプティカルフローを計算し、3 次元位置を復元する。それぞれの画像組で復元された 3 次元位置を同一空間に配置する。次に、xyz 方向に δ 間隔で空間を区切りその空間の中に復元された点が存在するかを数え上げる。数が 2 未満の場合は、ボクセルを OFF にし、数が 2 以上の場合には ON にする。

また ON 状態のボクセルの隣接された 26 個のボクセルを調べて、隣接する ON 状態のボクセルがない場合もそのボクセルは OFF とする。これはデータの連結を調べて、連結されていない部分は不要なデータと判断し、計測ノイズの影響を低減するためである。

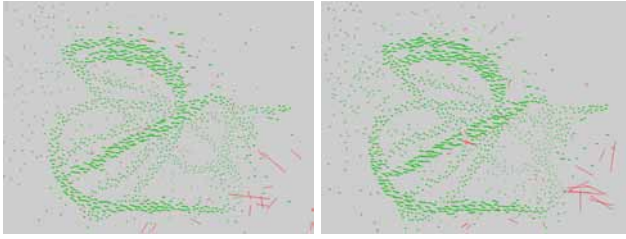


Fig.7 Optical flow of the rope

3 3次元の形状復元実験

3.1 ロープの形状復元

図.7の左側は19回目と20回目に撮影したロープのオプティカルフロー、右側は20回目と21回目に撮影したロープのオプティカルフローを示している。緑の線はピラミッド型 Lucas-Kanade 法によって生成されたオプティカルフローを表し、赤い線は2.2節のアルゴリズムにより、不適切とされたオプティカルフローを表す。図.7では、対象物以外の場所でも特徴点が多く検出されており、エラーが多い。

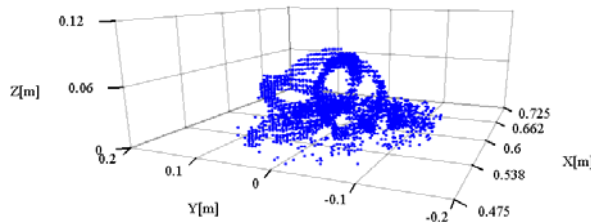


Fig.8 Rope restored shape in three dimensions

図.8はロープを3次元に形状復元した図である。ロープ特有のループ形状が復元できていることが確認できる。

3.2 タオルの形状復元

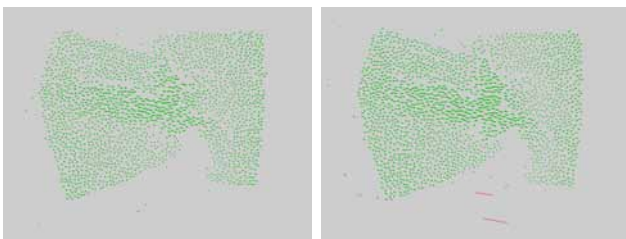


Fig.9 Optical flow of the towel

図.7の左側は19回目と20回目に撮影したタオルのオプティカルフロー、右側は20回目と21回目に撮影したタオルのオプティカルフローを示している。図.9では、対象物以外の場所での特徴点がほとんど検出されておらず、エラーも少ないため、オプティカルフローはほとんど正常に得られていることが分かる。しかし図.3と比べると、対象物体の影の部分のオプティカルフローが得られていないことが分かる。図.10はタオルを3次元に形状復元した図である。図.3に示してある面状モデルのように中央を高くしたようなピラミッド型の形状に復元されている。しかし図.9の時と同様に、対象物体の影の部分が形状復元されていないことが分かる。

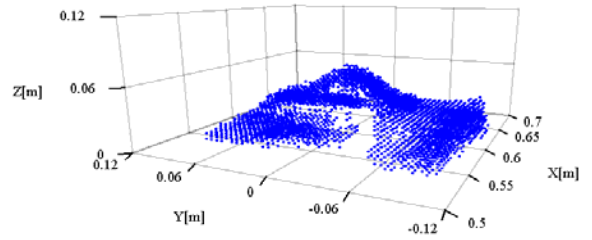


Fig.10 Towel restored shape in three dimensions

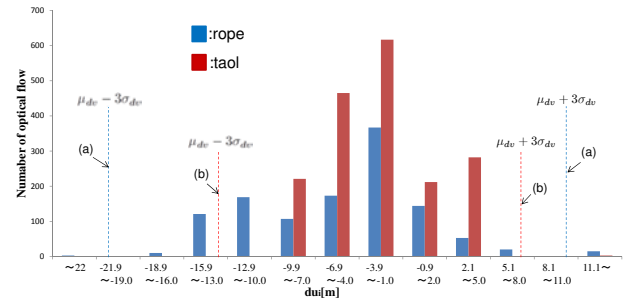


Fig.11 Histogram of u component:(a) means threshold of correct of optical flow in rope,(b) means threshold of correct of optical flow in taol

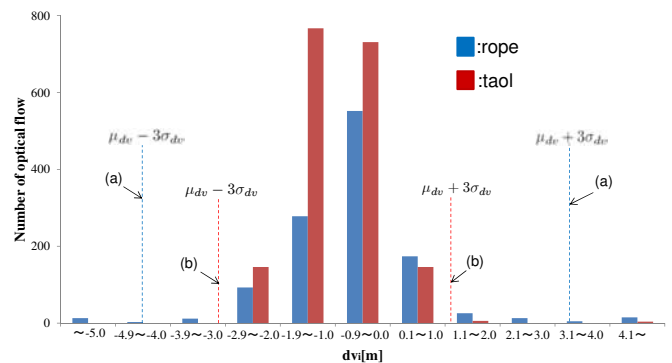


Fig.12 Histogram of v component:(a) means threshold of correct of optical flow in rope,(b) means threshold of correct of optical flow in taol

3.3 不一致点の削除に関する考察

図.7と図.9のオプティカルフローのベクトル成分のヒストグラムを図.11と図.12に示す。図.11と図.12から、カメラの移動量が少なく、対象物との距離も一定であることからオプティカルフローのベクトルの大きさは0付近に集中している。それに対して、式(3)、式(4)の条件を満たしていないところ、つまりオプティカルフローの絶対値が大きい場合では、正しく得られていないと推測されるため、その部分は除去しても問題ないと考えられる。

4 不定形物体の形状判別

今回線状不定形物体と面状不定形物体の形状判別の手法として、ロープとタオルの3次元形状復元したボクセルデータをそれぞれ yz , xz 平面に投影し、全体の形状から空間占有率を求め、比較を行う。線状不定形物体は基本的に単純な線構造のものが多く、空間占有率が高くなることが予想される。

図.13、図.14はそれぞれ3次元形状復元したロープのボクセルデータを yz , xz 平面に投影した図である。図.15、図.16はそれぞれ3次元形状復元したタオルのボクセルデータを yz , xz 平面に投影した図である。

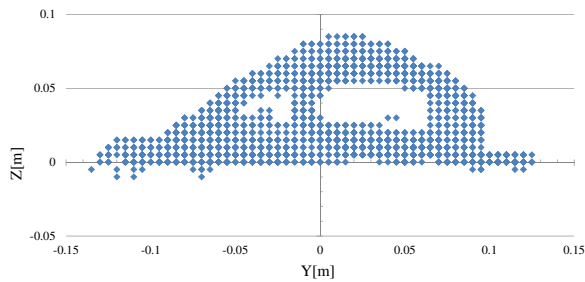


Fig.13 yz coordinate rope that be restored shape in three-dimensional

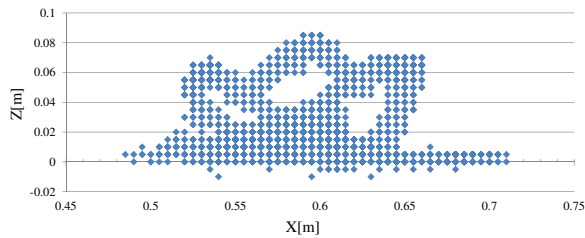


Fig.14 xz coordinate rope that be restored shape in three-dimensional

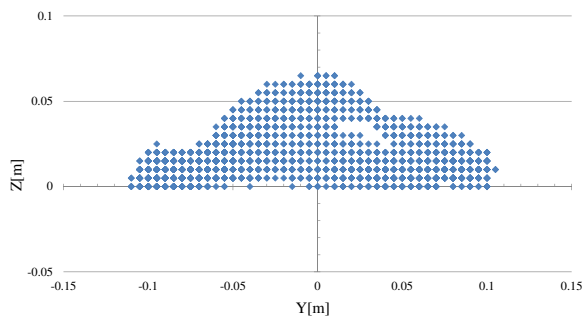


Fig.15 yz coordinate taol that be restored shape in three-dimensional

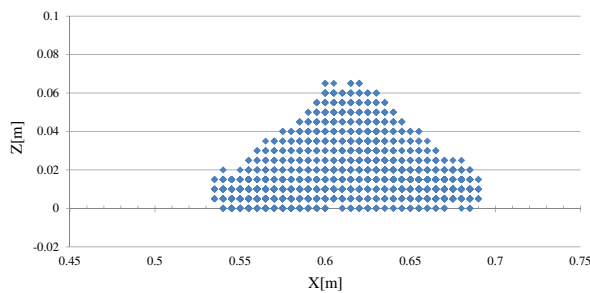


Fig.16 xz coordinate taol that be restored shape in three-dimensional

ボクセルデータが ON の部分を点で表現しており、点の間隔は縦、横それぞれ 5mm となっている。空間占有率の算出アルゴリズムは、形状を表す点の数を a 、領域内の穴に属する点の数を b 、空間占有率を c とおくと以下の式で求まる。

$$c = \frac{a - b}{a} \times 100[\%] \quad (5)$$

Table 1 Calculation of space occupancy

		a	b	c
ロープ	yz 平面	484	75	13.42%
	xz 平面	404	53	11.60%
タオル	yz 平面	375	7	1.81%
	xz 平面	272	0	0%

図.13, 図.14, 図.15, 図.16 から得られた a , b , c を表 1 に示す。

5 考察

ピラミッド型 Lucas-Kanade 法のオプティカルフローによる対応点探索を用いた形状復元では、ロープもタオルもおおその形状が復元されているが、それぞれに問題が見られた。ロープの方は 1 枚の画像あたりの特徴点の数を多く設定したため、対象物体以外の場所にも特徴点が多く検出されたと考えられる。タオルの方はカメラで撮影する際に、影ができてうまく撮影出来ていない部分があったため、形状復元の際に問題が出たと考えられる。今後の課題として、影の影響が出にくいカメラ動作などが必要となる。

形状判別実験では、表 1 から yz, xz 平面において、面状モデルのタオルよりも、線状モデルのロープの方が空間の割合が高いことが示された。今回、線状モデルとして用いたロープが複雑な構造であったため、空間の割合は大きい値を示さなかった。線状モデルがもっと単純なモデルであれば、より違いが明確に示されたと考える。

6 結言

本論文では、オプティカルフローを用いた不定形物体の三次元形状復元を行い、形状判別手法を提案した。実機実験において、ロープとタオルを計測対象として、撮影を行い、ボクセルモデルを用いた形状復元を試みた。今後の課題は、特徴点の検出方法についての再検討、別のモデルを用いた形状判別実験、形状判別実験を行った結果からロボットに操作計画を算出させる方法の提案を行う必要がある。

文献

- [1] 鷲見 和彦, “解説 柔軟物も取り扱える生産用ロボットシステムの開発,” 日本ロボット学会誌, Vol.27, No.10, pp1082-pp1085, Jul.2009
- [2] 大崎 紘一, 宮崎聡, 平田正勝, 梶原康博, 宗澤良臣, 赤木聡, “柔軟性を有する帯状対象物の画像処理による整列および検査手法,” 日本経営工学会論文誌, Vol.51, No.5, pp416-pp425, Aug.2000
- [3] 秦 清治, 北條 博崇, “解説 乱雑に積層された洗濯物ハンドリングシステムの開発,” 日本ロボット学会誌, Vol.27, No.10, pp1093-pp1096, Jul.2009
- [4] 若松栄史, 妻屋 彰, 荒井 栄司, 平井 慎一, “結び/解き操作を含めた線状物体のマニピュレーション,” 日本ロボット学会誌, Vol.23, No.3, pp.344-pp351, Apr.2005
- [5] 山川雄司, 並木明夫, 石川正俊, “2 台の高速多指ハンドを用いた布の動的な折りたたみ動作,” ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2010.
- [6] 松野隆幸, 上山由希, 矢納陽, 見波護, 福田敏男, “ハンドアイカメラの移動動作とオプティカルフローを用いた柔軟物体の形状認識,” 第 31 回日本ロボット学会学術講演会, Sep.2013