

# 画像のリアルタイム鮮明化と動画像からの水中物体形状の計測

加治木 太郎<sup>1,a)</sup> 島田 伸敬<sup>1</sup> 矢野 健一<sup>1</sup> 川村 貞夫<sup>1</sup>

**概要:** 琵琶湖に葛籠尾崎湖底遺跡という様々な年代の遺物が沈む湖底遺跡がある。この遺物を調査する際、ロボットを水中に沈め、ロボットに搭載したカメラの映像を人が船上で確認しながら操縦し、対象物を撮影する。その後、撮影した動画を用いて対象物の三次元復元を行う。しかし水中では光量が少なく、また泥や塵、砂といった濁りにより対象物を視認し辛くロボットを操縦する上で対象物の視認の妨げとなる。また、三次元復元において濁りぼやけた画像では特徴点を抽出し辛い。そこで、画像を鮮明化することにより視認性と特徴点抽出の安定性を向上する。また、フル HD 画像をリアルタイムで鮮明化することによりロボットの操縦及び対象物の発見を容易にする。

**キーワード:** 画像鮮明化, 三次元復元, 水中

## Image Sharpening in Real Time, and Measuring Object Shape in Underwater from Movie and Photos

TARO KAJIKI<sup>1,a)</sup> NOBUTAKA SHIMADA<sup>1</sup> KENNICHI YANO<sup>1</sup> SADA0 KAWAMURA<sup>1</sup>

**Abstract:** There are lake bottom ruins named “Tszuraozaki lake bottom ruins” in Lake Biwa. When we investigate the ruins, we navigate a underwater robot locating a robot’s position from a ship, and record relics on movies. Then, we reconstruct 3D shapes of the relics using the movies. But lack of light intensity and turbidity from mud, dust and sand under the water hinder the visibility of relics navigation of the robot. In addition, these problems make hard to extract key points in 3D reconstruction. Accordingly, we improve visibility and stability of extracting key points by sharpening images. Moreover, sharpening full HD images in real time facilitate navigating the robot and discovering relics.

**Keywords:** image sharpening, 3D reconstruction, underwater

### 1. はじめに

#### 1.1 研究背景

湖底や海底といった水中には数多くの遺物が沈んでいることがある。その遺物を研究するに当たり、引き上げることの困難な遺物、もしくは引き上げることを目的としない研究において研究対象となる遺物の形を知ることは必須である。現在水中の物体認識分野では、音波を用いた手法が主流である。何故なら、光と違い音波は水による屈折、反

射の影響を受けにくいためである。しかし、物体の色がわからないことや視覚化の観点から、本論文では光を用いた画像から物体の形状の計測を行う手法に言及する。また、光の屈折、反射だけでなく水中では浮遊物や水の濁り等によって通常のカメラ画像では対象物を把握しづらく遺物の発見も難しい。そこで、水中ロボットから送られてくる画像の解析が大いに重要となる。その様な中、立命館大学大学院文学研究科と立命館大学理工学部ロボティクス学科運動知能研究室、立命館大学情報理工学部知能情報学科インタラクション研究室では合同で琵琶湖底に沈む遺物(図1)の研究を行っている。

<sup>1</sup> 立命館大学

<sup>a)</sup> kajiki@ci.cv.ritsumei.ac.jp



(a) 琵琶湖底から引き上げられた遺物群



(b) 琵琶湖底に沈む遺物

図 1 琵琶湖底の遺物

## 1.2 研究の目的

1.1 章で述べたように現在立命館大学大学院文学研究科と立命館大学理工学部ロボティクス学科運動知能研究室、立命館大学情報理工学部知能情報学科インタラクション研究室で琵琶湖底に沈む遺物の研究を合同で行っている。ロボット(図 2)の遠隔操作により湖底の画像が地上へ送られてくるなか、その画像から解析を行い水中に沈む遺物の形状を計測する。音波による計測とは違い光学センサを用いることで専門家でなくとも容易に色や形状がわかる視覚的なシステムを構築する目的がある。また、ロボットの操縦はロボットから送られてきた画像を見ながら操縦するので、操縦者がより操縦しやすくする目的がある。



図 2 水中探索用ロボット

## 2. Bundle Adjustment による単眼動画からの三次元復元

ある対象を撮影した複数枚の画像を用いて三次元復元と自己位置推定を行う手法を Structure from Motion(以下 SfM)と呼ぶ。SfM を行うためのアルゴリズムに Bundle Adjustment と呼ばれるものがある。Bundle Adjustment は、複数枚の画像間で特徴点の対応付けを行いながら固定座標系に対するカメラの位置姿勢とシーン特徴点の三次元位置を同時に推定する手法である。Snively による Bundler.exe, KeyMatchFull.exe[2], Lowe による siftWin32.exe[3], Furukawa と Ponce による PMVS2.exe[4] を使用して Bundle Adjustment を実現する。Bundler.exe は JPEG 画像を入力にとり、三次元上でのカメラ位置と特徴点位置を記した PLY ファイルとそれぞれのカメラの内部パラメータ、外部パラメータを記述したファイルを出力する。PMVS2.exe は Bundler.exe で出力されたパラメータ情報と元画像群から特徴点以外にパッチを張った PLY ファイルを出力する。図 3 は葛籠尾崎湖底遺跡で発見された皿である。この皿を Bundle Adjustment を用いて三次元復元した結果が図 4 である。

## 3. 画像のリアルタイム鮮明化処理

### 3.1 コントラスト強調フィルタを用いた画像鮮明化処理

水中画像は濁っていることが多く地上で撮った画像より視認距離も短い。そこで、全ての画素に対し、その画素を中心としたあるサイズの領域の輝度値の標準偏差を求め、領域内の輝度値の平均を変えずに標準偏差を任意の値に拡大させるように画素値を変化させることでコントラスト強調処理を行う。フィルタ内の輝度値の分散を  $\sigma^2$ 、平均を  $\mu$  とし、処理後のフィルタ内の輝度値の分散を  $\Sigma^2$  とする。また、フィルタを掛ける画素の輝度値を  $I(x, y)$ 、処理後のフィルタを掛けた画素の輝度値を  $I'(x, y)$  としたとき、フィルタは次の処理を行う。





図 3 葛籠尾崎湖底遺跡で発見された皿

$$I'(x, y) = (I(x, y) - \mu) \frac{\Sigma}{\sigma} + \mu \quad (1)$$

[0 : 255] の範囲外となった場合は 0, 255 どちらか近いほうに値を設定する。

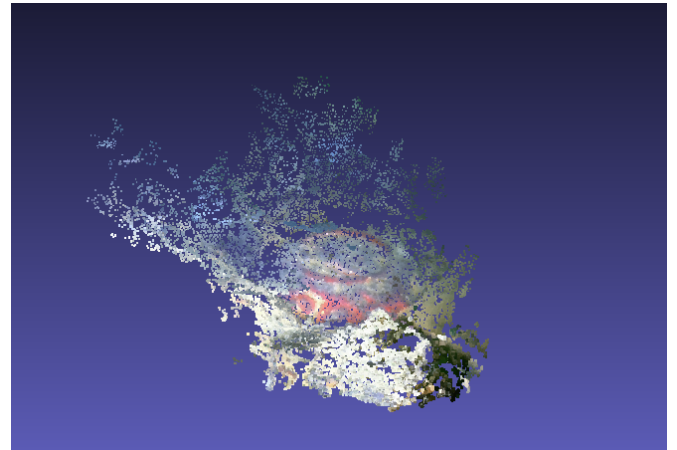
今回, GoPro の HERO3 を用いて撮影した水中画像 (図 5) に対して  $101 \times 101$ ,  $25 \times 25$  のフィルタで処理を行った結果を図 6~9 示す。

図 6, 7 に  $\Sigma = \{34, 50\}$  となる  $25 \times 25$  のフィルタ処理を行った結果を示す。  $\Sigma = 34$  に設定したときに比べて,  $\Sigma = 50$  に設定したときの方が暗い箇所がより暗く, 明るい箇所がより明るくなってコントラストがあがっていることが分かる。また, 元画像では視覚的には確認できなかった画像右端に写るロープのようなものの続きが図 6, fig:25-50 ではうっすらと確認できる。このフィルタサイズの時はアーキファクトが多く見られる。

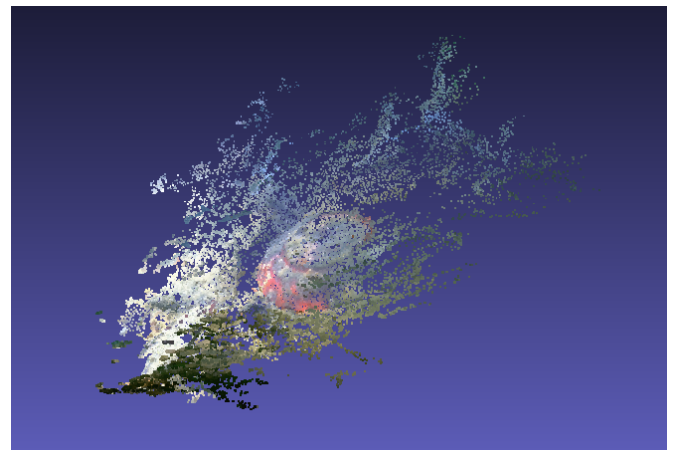
図 8, 9 に  $\Sigma = \{35, 50\}$  となる  $101 \times 101$  のフィルタ処理を行った結果を示す。フィルタサイズ  $25 \times 25$  の場合と同様に  $\Sigma = 34$  に設定したときに比べて,  $\Sigma = 50$  に設定したときの方が暗い箇所がより暗く, 明るいところがより明るくなってコントラストがあがっていることが分かる。また, フィルタサイズ  $25 \times 25$  の時よりも画像右上部がより速くまで視認できるが画像全体を通してよりノイズが少ない。

### 3.2 鮮明化処理のリアルタイム化

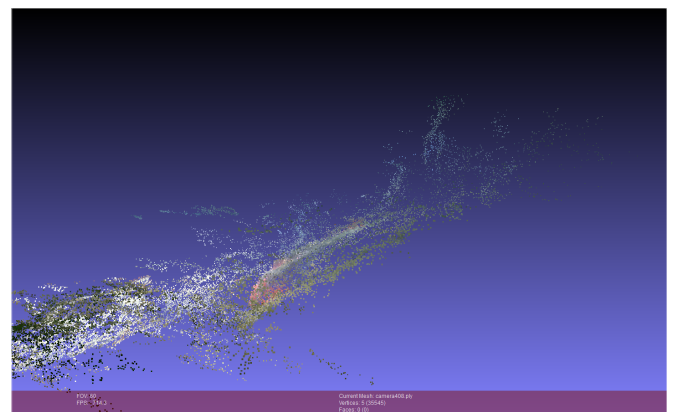
3.1 章で述べた処理を各画素にアクセスしながら行うと, 図 1 に示すように画像 1 枚あたり数十秒かかっており, ロボットを操縦しながら画像処理を行うことができない。そこで, 分散を求める領域と同サイズで要素が全て  $1/($ 領域内画素数) の行列  $A$  を考える。この行列  $A$  を元画像から作ったグレースケール画像に対して畳み込み演算することで, 各画素にはその画素を中心とした領域内の平均輝度値が入る (行列  $B$ )。元画像から作ったグレースケール画像の各画素を二乗した行列に対して  $A$  を畳み込み演算し  $B$  の



(a) 左手前からの視点



(b) 右手前からの視点



(c) 真横からの視点

図 4 皿の三次元復元結果

各画素を二乗したものを引くと各画素にその画素を中心とした領域内の輝度値の分散値が入る (行列  $C$ ) この処理を行うことで, フィルタサイズ  $101 \times 101$  で  $1920 \times 1080$  の画像 1 枚あたり 0.3 秒~0.4 秒程度の処理時間まで短くなった。





図 5 元画像



図 9 フィルタサイズ 101 × 101,  $\Sigma = 50$



図 6 フィルタサイズ 25 × 25,  $\Sigma = 34$



図 7 フィルタサイズ 25 × 25,  $\Sigma = 50$



図 8 フィルタサイズ 101 × 101,  $\Sigma = 34$

表 1 各サイズのフィルタでの処理時間

フィルタサイズ	25 × 25	101 × 101
処理時間 [sec]	12.447~17.502	92.779~94.206

#### 4. 鮮明化後の画像を用いた三次元復元

3章で示した鮮明化処理をした, フィルタサイズ  $9 \times 9$ ,  $25 \times 25$ ,  $101 \times 101$  で  $\Sigma = 34, 50$  の 6 パターンそれぞれの画像群と元画像群で Bundle Adjustment を用いた三次元復元を行った. 各パターンで三次元復元を行うときに検出された特徴点数を表 2 に示す. また検出された特徴点を赤点で示したものを図 10~16 に示す. 視認できる距離はフィルタサイズ  $101 \times 101$  が最も遠いにも関わらず, 特徴点数はフィルタサイズ  $25 \times 25$  が最も多い. これはフィルタサイズ  $25 \times 25$  の処理を行った画像のノイズの多さに起因すると考えられる. 画像処理により見えるようになったロープの奥ではどのフィルタサイズ, 標準偏差でも特徴点として検出されていない.

表 2 各フィルタサイズでの特徴点数

$\Sigma$	フィルタサイズ			
	元画像	$9 \times 9$	$25 \times 25$	$101 \times 101$
34	29471	27377	88417	48871
50	29471	38565	79862	56387



図 10 元画像で検出された特徴点





図 11  $9 \times 9$ ,  $\Sigma = 34$  の画像で検出された特徴点



図 15  $101 \times 101$ ,  $\Sigma = 34$  の画像で検出された特徴点



図 12  $9 \times 9$ ,  $\Sigma = 50$  の画像で検出された特徴点



図 16  $101 \times 101$ ,  $\Sigma = 50$  の画像で検出された特徴点



図 13  $25 \times 25$ ,  $\Sigma = 34$  の画像で検出された特徴点

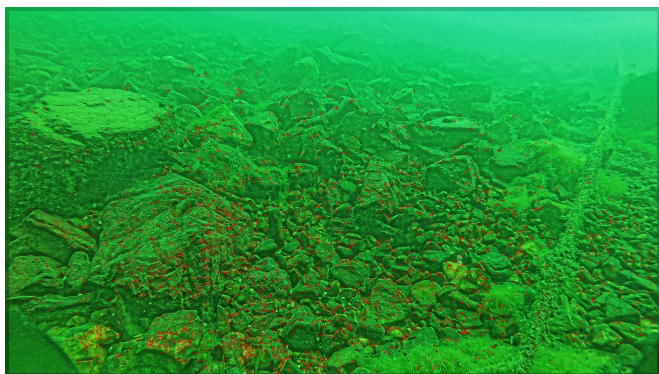


図 14  $25 \times 25$ ,  $\Sigma = 50$  の画像で検出された特徴点

6 パターンの中で三次元復元に成功したのはフィルタサイズ  $9 \times 9$ ,  $25 \times 25$  で  $\Sigma = 34$  の時のみであった (図 18,

図 19)。鮮明化処理することにより各画像の特徴点对応がつかなくなってしまうことが原因と考えられる。三次元復元が成功したものは元画像群を用いた復元結果に比べて密な点群が復元されている。

## 5. おわりに

本論文では、水中における三次元復元の精度を上げるという観点、画像の可視化・良視化による物体発見率の向上という観点の二つの観点から水中物体の形状について言及してきた。画像の鮮明化により後者の観点を満たすことを実際の画像から示すことができたが、前者に関しては有効であると定量的に示すことはできていない。また、撮影された状況によって操縦者にとって最も有効なフィルタサイズや分散値は変化するが、その値は手動で確認している。しかし、ロボットの操縦と平行して確認することは難しく、今後有効な値を自動的に推測できるようにする必要がある。

## 参考文献

- [1] 岡谷貴之: “バンドルアジャストメント”, 情報処理学会研究報告, Vol.2009-CVIM-167 No.37 pp.1-16, 2009
- [2] Noah Snavely: “Bundler: Structure from Motion (SfM) for Unordered Image Collections”, <http://www.cs.cornell.edu/snavely/bundler/>
- [3] David Lowe: “Demo Software: SIFT Keypoint Detector”, <http://www.cs.ubc.ca/lowe/keypoints/>
- [4] Yautaka Furukawa: “Patch-based Multi-view Stereo Software (PMVS - Version 2)”, <http://www.di.ens.fr/pmvs/>



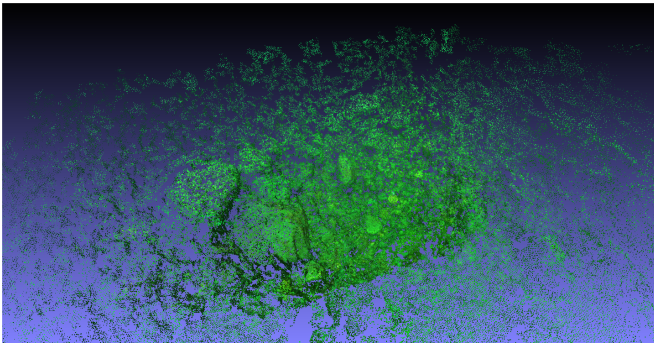


図 17 元画像群を用いた三次元復元結果

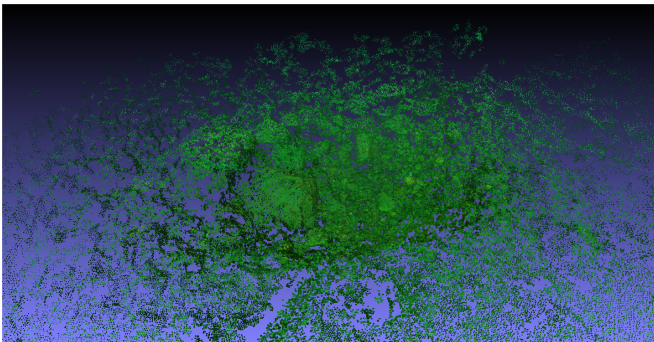


図 18 フィルタサイズ  $9 \times 9$ ,  $\Sigma = 34$  で画像処理した画像群を用いた三次元復元結果

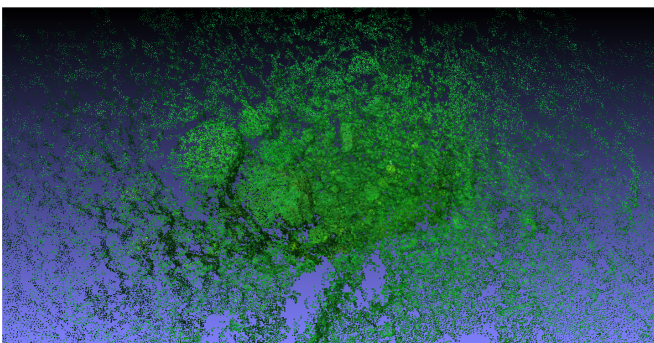


図 19 フィルタサイズ  $25 \times 25$ ,  $\Sigma = 34$  で画像処理した画像群を用いた三次元復元結果