

動きと屈折現象を利用した透明液体表面の形状復元

正 員 村瀬 洋[†]

Shape Recovery of a Transparent Liquid Surface Using Refraction and Motion

Hiroshi MURASE[†], *Member*

あらまし 本論文は、池の水面形状などの、揺れ動く透明物体の表面形状を対象とした動画像処理に関するものである。池や川などで波立つ水面を通して水中や水底の物体像を観察するとその像は揺らいで見える。本論文では、この揺らいた画像時系列から光学的・物理的な性質を利用して水面の表面形状を復元し、同時に水底のパターンを推定する手法を提案する。手法は以下の4ステップ、(1)オプティカルフローの抽出、(2)画像中のある点の時間軌跡を平均した点ともの点との位置関係による水底パターンの復元、(3)光学的な性質を利用した表面の傾きの計算、(4)表面形状の復元、から構成した。更に本手法を合成画像および実画像に適用してその効果を示すと共に誤差を評価した。

1. ま え が き

池や川などで水面を通して水中や水底の物体像を観察すると、波によってその像は揺らいで見えることが知られている。人間はこれらの揺らぐ連続映像を見て物体像を推定したり、その揺らぎから水の表面形状をおおまかに類推することができる。これは、人間が自然環境での体験によって水面で物体像はひずむという物理法則やその統計的な性質を知っているためである。本研究ではこの現象に着目して、水面を通して見た揺らぎ動画像から物理的・統計的な性質を利用して水面の表面形状を復元し、同時に水底の画像をも推定する手法を提案する。

2次元に投影された画像データから画像中の物体の3次元構造や表面形状を復元する問題はコンピュータビジョンの基本テーマ⁽¹⁾⁻⁽³⁾である。従来報告されている研究の一例を以下に示す。静止画像を対象としたものとして、B. K. Horn⁽⁴⁾らは物体の反射特性を、M. Brady⁽⁵⁾らは輪郭形状を、A. P. Witkin⁽⁶⁾、J. Aloimonos⁽⁷⁾らは面積や長さの変化や変形を利用して3次表面形状を復元する手法を報告している。また時系

列画像を対象として Sugihara⁽⁸⁾、Kanatani⁽⁹⁾、Ullman⁽¹⁰⁾らは剛体仮定を利用して3次元構造を復元する手法を報告している。また心理学的な見地からも J. J. Gibson⁽¹¹⁾らが同様の内容を検討している。

本研究は時系列画像からの物体の表面形状復元手法に関するものである。しかし、従来の時系列画像を扱う研究が剛体の仮定を置き幾何学的な拘束を用いて形状復元したのに対し、本研究は光学的あるいは水の物理的な基本知識を導入することにより剛体等の仮定を排除しようとするものである。本論文は水等の透明非剛体物体の形状を動画像を利用して復元する手法について述べたものであり、新規性としては透明体を対象とし屈折現象を利用した点と、時間に関する統計的な性質を利用した点にある。

一方、関連する研究として画像合成の立場から光線追跡法やテクスチャマッピング^{(12),(13)}を用いて海などの波の画像を表現する手法がある。本研究では、これらとは逆に波の2次元画像を与えられてそこから光学的現象を利用して波の3次元形状を復元しようとするものである。一方、自然観測の立場から波を対象とした画像計測^{(14),(15)}は着目されている。しかし、それらは画像から得られる大局的な統計情報、例えば波の平均的な波数や波長を得る程度である。本研究により3次元表面形状などの基本的な情報が計測されるようになれ

[†] NTT 基礎研究所, 武蔵野市
NTT Basic Research Laboratories, Musashino-shi, 180 Japan

ば自然観測の分野にも寄与する。

本研究には、波の形状の復元と水底の画像の推定という二つの問題が含まれている。このうち一方が既知ならば他方を実現することは比較的容易である。しかし、実際にはこの両者、つまり波の形状も水底の画像も同時に未知である場合が通常である。ここではこの両者を同時に解決することを狙う。

本手法には以下の工学的な応用がある。

① 受動的に観測した時系列画像から波の形状が復元できる。これは物理現象の計測という意味で価値がある。

② 波により揺らぐ湖や川の底の映像を見やすい画像に変換することができる。

以下、2.で対象、3.で基本方針、4.でアルゴリズム、5.で実データを用いた実験、6.で考察について述べる。

2. 対象

図1(a)は画像データベースSIDBAの中の“girl”のパターンである。この絵を水槽の底に沈め、図2のように波立つ水面の上から見ることを想定する。今、仮に波の形状が横方向に進行する正弦波(波の進行方向を含む平面と水面との断面が正弦波形状となる波)とすると、観測されるパターンは図1(b)のようにひずみを生じる。本研究の目的は、時系列として得られるこの揺らぎ画像から図1(a)のパターンを推定したり波の形状を推定したりすることにある。

ここでは、第1段階として問題を簡単にするためにいくつかの条件を仮定した。例えば、水底のパターンと観測画像の間で各点が1対1に対応する程度に波の振幅は緩やかであるとする。つまり、観測画像に消失や縮退が存在せず、画像と水底のパターンとの間で一対複数の対応はしないとする。

以下に本研究でおいた仮定をまとめる。

[仮定]

- 緩やかな波(画像に消失や縮退が発生しない、また水深に比較して波の振幅は無視できる)
- 波の傾きの長時間的な恒常性(波の表面の傾きの平均はゼロ(水平)である)
- 平行投影(十分遠方にカメラがある)
- 焦点のぼけはない(ピンホールカメラ)
- 水底のパターンは動かない

[既知の条件]

- 水面から水底までの距離 h ,
- 水底を水上からとらえた画像の時系列 $f(i, j, t)$



(a)



(b)

図1 (a) オリジナルパターン (girl)
(b) 観測画像の例

Fig. 1 (a) Original pattern (girl).
(b) An example of observed image.

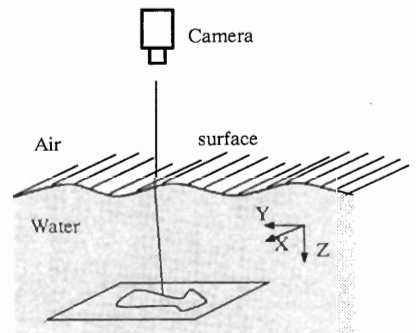


図2 水底パターンの観測系
Fig. 2 Observation system.

(時刻 t の (x, y) 座標の値),

- 水の屈折率 n

3. 基本方針

基本方針として、水は特定の屈折率をもつ透明物体

であることと波の傾きの長時間的な恒常性以外の物理的な性質は用いないことにする。静かな水面に石を投げ込んだり水の表面に風が吹いたりすると表面に複雑な波ができる。一般的に液体に発生するこのような波は流体の動きの問題であり種々の物理的な性質がわかっている⁽¹⁶⁾。例えば、ナビヤストークスの方程式によって波のダイナミクスが記述されることが知られている。しかし、その境界条件を明らかにすることは実際には困難である。つまり、ここではこれら適用領域を制限するような知識は用いずに、光学的な知識を用いた画像処理を用いることにより波の形状を復元することにする。

一方、光学的に利用可能な知識としては屈折、反射、偏光、色分散等が考えられるが、まずここでは屈折の法則を利用する。これはスネルの法則として一般に知られている。

本手法の原理を図3に示す。平行投影を仮定している場合には図3に示すように、観測画面中で本来P点に位置する画像小領域が水面のこう配により屈折現象によりQ点で観測されることになる。ここで、 n を屈折率、 \vec{N} を表面の法線ベクトル、 \vec{r} を空気中の視線方向の単位ベクトル、 \vec{s} を水中の視線の単位ベクトル、 α を入射角、 β を屈折角、 \vec{Z} をQ点からP点に向かうベクトルとすると、スネルの法則は次のベクトル方程式、

$$n \cdot \vec{r} - \vec{s} = \vec{N} (n \cdot \cos(\beta) - \cos(\alpha)) \quad (1)$$

で表現される。一方、 \vec{Z} は、

$$\vec{Z} = h \cdot \vec{r} / (\vec{z}, \vec{r}) - h \cdot \vec{z} \quad (2)$$

で表現される。ここで、式(1)、(2)から構成される連立ベクトル方程式を解けばよい。具体的には、各ベクトル変数の値を以下のように置いて各未知数を求める。

$$\vec{s} = (0, 0, 1) \quad (3)$$

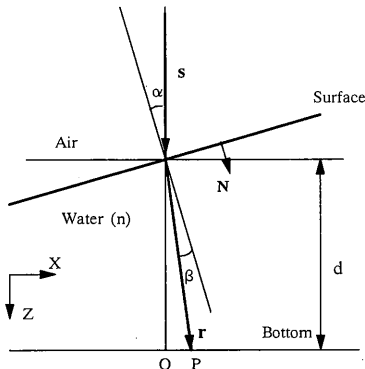


図3 屈折の光学法則
 Fig. 3 Optical law of refraction.

$$\vec{r} = (r_x, r_y, r_z) \quad (4)$$

$$\text{但し, } r_x^2 + r_y^2 + r_z^2 = 1 \quad (5)$$

$$\vec{z} = (0, 0, 1) \quad (6)$$

$$\vec{N} = (p, q, 1) / K \quad (7)$$

$$\text{但し, } K^2 = p^2 + q^2 + 1 \quad (8)$$

$$\vec{Z} = (d_x, d_y, 0) \quad (9)$$

d_x, d_y を計算すると以下のようになる。

$$d_x = \frac{hp(\sqrt{n^2 - k^2 + 1} - 1)}{\sqrt{n^2 - k^2 + 1 + k^2 - 1}} \quad (10)$$

$$d_y = \frac{hq(\sqrt{n^2 - k^2 + 1} - 1)}{\sqrt{n^2 - k^2 + 1 + k^2 - 1}} \quad (11)$$

ここで $k \approx 1$ (つまり水面の傾斜が十分緩やか) とすると、

$$d_x = h \cdot p \cdot (1 - 1/n) \quad (12)$$

$$d_y = h \cdot q \cdot (1 - 1/n) \quad (13)$$

と近似される。平行投影の場合には、このずれ \vec{Z} が水底の画像とのずれになる。つまりこの \vec{Z} により画像が揺らぐわけである。

4. 復元アルゴリズム

4.1 アルゴリズムの概要

水底の画像を推定すると共に水面の形状を復元するアルゴリズムを以下の4ステップから構成した。

- ① オプティカルフローの抽出
- ② 着目点の軌跡の平均化処理
- ③ 法線ベクトルの計算
- ④ 形状復元

各ステップの詳細は次節以降の合成画像を用いた実験の中で説明する。

4.2 合成画像を用いた実験

本節以降では、合成画像を用いた実験を通してアルゴリズムを順次説明していく。画像の合成にはレイトラッキング手法を用いた。以下に合成の際に用いたパラメータの設定値等を示す。

対象の一例として以下に示す画像の場合を考える。図4に示すように水の表面に斜め方向から正弦波の形状の波が進行するとする。ここで波の最大傾斜5度、波長16.6cm(50cmに3周期)、波の進行速度を2.1cm/frame(8frameで1周期になる)の場合を想定する。水底のパターンは、「girl」で画像の1辺を50cmとし、水深50cmとする。視点は十分上方であり、平行投影の近似が成立する範囲とする。この場合に画像合成の技術として良く知られる光線追跡法を利用して、画像を合成した。本手法によって得られた動画像(フ

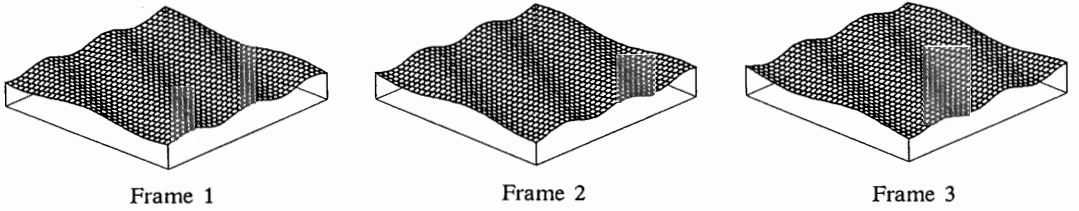


図4 画像合成に用いた波の例
Fig. 4 Sequence of wave surface shape for synthesizing images.

フレーム 1, 2, 3, 4) を図 5 に示す。

4.3 オプティカルフローの抽出

オプティカルフローはある時刻の画面上のある1点
が次の時刻(一定時間後)にどこに移動しているかを表
現した量であり、各点での速度に対応するものである。
その計算手法としてはこう配法⁽¹⁷⁾、相関法^{(18),(19)}、特徴
点追跡法などが知られている。しかし、これらの手法
は対象の性質によって有効性が異なり、すべての性質
の画像に対して適用可能となる万能な手法は存在しな
い。ここでは対象に応じてこれらの従来手法を改良し
て利用することにする。

本実験で使用した合成画像の場合には、相関的な特
徴が時系列画像の中で比較的保存されているという理
由により手法的に単純な相関法を用いた。具体的には、
第 t フレームの (i, j) の点の近傍方形(1辺の長さ a)
と、第 $t+1$ フレームの $(i+i', j+j')$ の近傍方形との相
関値、

$$d(i', j') = \sum_{-a/2 < k, l < a/2} |f(i+i'+k, j+j'+l, t+1) - f(i+k, j+l, t)| \quad (14)$$

を求めこの値が最小となる (i', j') を時刻 t の点 (i, j)
のオプティカルフローとする。本手法によって求めた
オプティカルフローの一例を図 6 に示す。

4.4 着目点の軌跡の平均値

本節では、本手法の要となる「軌跡中心」の定義と、
それをを用いた水底パターンへの復元方法について述べる。

ある時刻 t の観測画像中のある点を P_t とする。点 P_t
の軌跡をオプティカルフローを用いて時間と共に追跡
し、その座標系列の平均値を求める。これを点 P_t の
「軌跡中心」と名づけることにする。この点は、時間的
に平均した傾きをもつ水面を通して観測される点 P_t の
位置に対応する。一般的に水面の傾きの時間平均値は
ゼロ(水平状態)に収束する。例えば、池などの水面に
立つ典型的な波の形状は、いくつか異なる波長の正弦
進行波が重畳したもので表現できることが知られてい

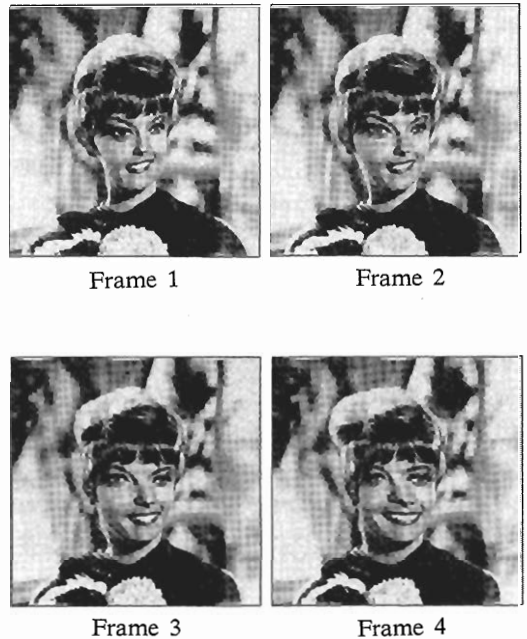


図5 波の屈折により変形した合成画像
Fig. 5 Synthesized image sequence distorted by refraction.

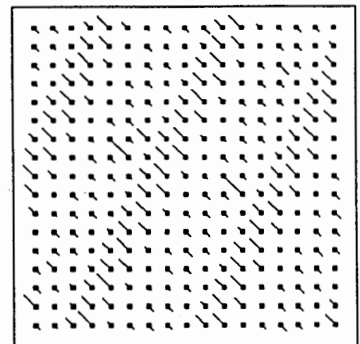


図6 オプティカルフローの抽出例
Fig. 6 Extraction of optical flow.

る。つまり、

$$f(x, y, t) = \sum_i a_i \cdot \sin(u_i \cdot x + v_i \cdot y - \omega_i \cdot t) \quad (15)$$

で表現される。ここで (u_i, v_i) は波数ベクトル、 ω_i は角速度である。ある (x, y) での表面の傾き (p, q) は

$$p = -\frac{\partial f}{\partial x} = -\sum_i a_i \cdot u_i \cdot \cos(u_i \cdot x + v_i \cdot y - \omega_i \cdot t) \quad (16)$$

$$q = -\frac{\partial f}{\partial y} = -\sum_i a_i \cdot v_i \cdot \cos(u_i \cdot x + v_i \cdot y - \omega_i \cdot t) \quad (17)$$

となり、傾きの時間平均値 (p', q') は

$$p' = \frac{1}{T} \int_0^T p dt \quad (18)$$

$$q' = \frac{1}{T} \int_0^T q dt \quad (19)$$

となる。ここで、すべての ω_i がゼロでないと仮定すると、 T が大きくなるに従って p', q' は明らかにゼロに収束する。但し、水の連続的な吹出しや、表面上に一方方向に流れる風などの影響により水面にランダムでない力が加わったような特殊な状態では、式(16), (17)における ω_i がゼロとなる項が存在する。この場合には、 p', q' はゼロに収束しないので、以降の形状復元処理の精度は悪くなる。実際にはこのような状況はあまり存在しない。

前述の合成画像を用いて、ある時刻(フレーム1)の格子点上の各点(33点×33点=1,089点)に対する「軌跡中心」を求めた。その結果を図7(a)に示す。理論的に正しく図を図7(b)に示す。若干の違いはオプティカルフローが完全に抽出されていないためである。

「軌跡中心」を利用することにより水底のパターンを復元することが可能となる。ある時点 t の画像の各点をその点の「軌跡中心」にマッピングして得られる画像は取りもなおさず静止した(水平状態の)水面を通して観測される画像であり、平行投影の場合には水底の画像である。図5の画像に対する復元画像を図8に示す。画像の若干のひずみは、オプティカルフローが正しく抽出されていないために発生した。

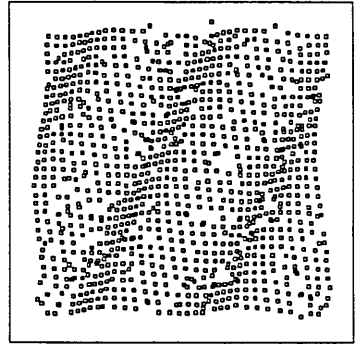
4.5 法線ベクトル

ある時刻 t のある点 P_t (画素上での座標値を (x_t, y_t) とする)と、その点に関する「軌跡中心」 P' (座標値を (x', y') とする)が得られれば、式(10), (11)により、その

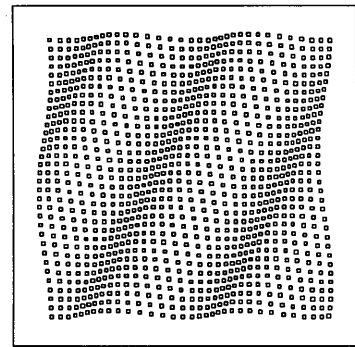
座標値 (x_t, y_t) での水面の法線ベクトル $(p_t, q_t, 1)$ が計算される。具体的には、時刻 t の点 (x_t, y_t) での p_t, q_t は、

$$p_t = (x_t - x') / ((1 - 1/n) \cdot h) \quad (20)$$

$$q_t = (y_t - y') / ((1 - 1/n) \cdot h) \quad (21)$$



(a)



(b)

図7 (a) 「軌跡中心」の計算値
(b) 「軌跡中心」の理論値

Fig. 7 (a) Calculated center-of-trajectory.
(b) Ideal center-of-trajectory.



図8 水底のパターンを復元した画像
Fig. 8 Recovered background pattern.

である。

実際にはすべての画素に対応する点でオプティカルフローや「軌跡中心」を計算するわけではない。まず、適当に間引いた代表点でオプティカルフローおよび「軌跡中心」を計算し、代表点に対する法線ベクトルを計算する。各画素に対する法線ベクトルは、その近傍四つの代表点で求めた法線ベクトルの重み付き平均によって求めた。

フレーム1の画像での各点での法線の方向(p_1, q_1)を表示した例を図9(見やすくするために間引いて表示した)に示す。

4.6 形状復元

各点での表面の法線ベクトルが与えられれば、これを積分することにより表面の形状が与えられる。ここでは台形公式を用いて積分した。得られた表面形状(フレーム1, 2, 3)を図10に示す。表示は見やすくするためにZ方向に2倍に拡大してある。

5. 実データによる実験

5.1 データ収集

実データをテレビカメラを用いて採集した。まず、計算機により1辺の2mmの黒色の方形を紙面上にラン

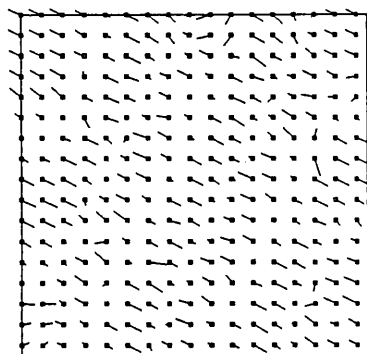


図9 法線ベクトルの2次元地図
Fig. 9 Vector field showing surface normal.

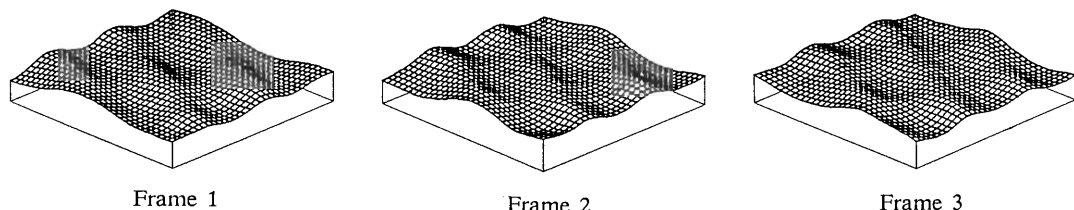


図10 復元された波の形状
Fig. 10 Shape recovery of wave surface.

ダムに分布させたパターンを発生させ、これを水槽の底面に張り付ける。水槽に水を注ぎ、水面の深さ(h)を25cmとする。この様子は池の底に黒い石がランダムに分布している状態と同様の状態である。波は水槽の水面を棒でかき回して発生させた。カメラは民生用ビデオカメラを用い、カメラから水面までを1mとした。画面分解能は512×480である。また、画面上の1画素が水底のパターンの0.5mmになるように焦点距離を固定して使用した。毎秒30フレームで3秒間、つまり90フレームの動画像を収集した。

5.2 前処理

実データの場合、カメラの特性や、照明の偏り、水面の上方から当たった照明光の水面による屈折などが原因でシェーディングが発生する。そこで、まず前処理としてシェーディング補正を行う。手順は、各フレームごとに十分大きな正規分布のフィルタをかけた画像を作成し(実際には正規分布の標準偏差を50画素に取った)、これを30フレーム分平均し、これをシェーディング画像(補正のための基準画像)とした。原画像からシェーディング画像を減じたものを補正後の画像とする。図11(a), (b)の補正前の画像(フレーム1, 2)を、図11(c)にシェーディング画像の例を、図11(d)に補正後の画像(フレーム1)の例を示す。

5.3 オプティカルフローの抽出

ここでは以下の手順でオプティカルフローを求めた。まず、特徴点として黒画素の塊を選び、これを手がかりとして黒い領域の追跡を行う。具体的には、まず2値化を行い、黒の画素数が一定値以上の領域を追跡する。これにより求めたオプティカルフローを目視によりチェックしたところ誤りは存在しなかった。抽出したオプティカルフローの例(フレーム6)を図12に示す。

5.4 「軌跡中心」の計算

画像上のある点をオプティカルフローを用いて時間的に追跡した結果(20フレーム分)を図13に示す。この図から実際の波の例でも点の軌跡はある1点の周り

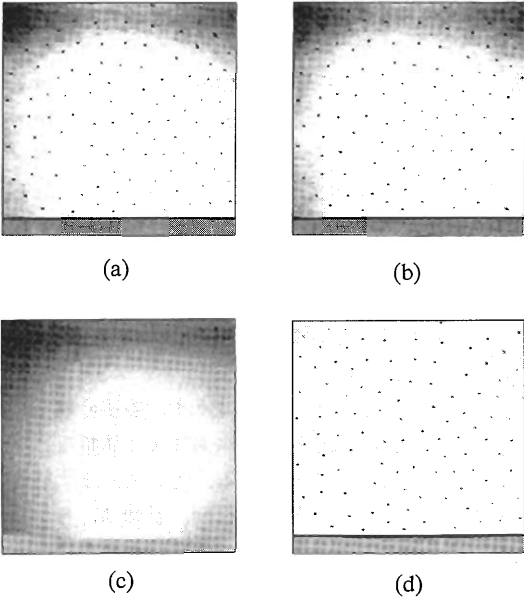


図 11 (a), (b) 観測画像 (フレーム 1, 2)
 (c) シェーディング画像
 (d) シェーディング補正後の画像

Fig. 11 (a), (b) Observed image sequence (Frame 1, 2),
 (c) The shading image,
 (d) The image of the corrected shading (Frame 1).

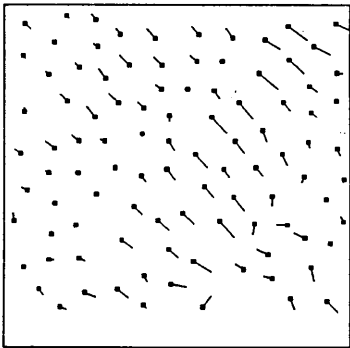


図 12 オプティカルフローの例
 Fig. 12 Optical flow.

に変動することがわかる。次に、「軌跡中心」を 4.4 で述べた手法により計算する。結果を図 14 に示す。これは、水底に実際に広がる黒点の配置 (計算機によりランダムに配置した黒点のパターン) を表現している。

5.5 法線ベクトルの計算

着目した点とその点に対する「軌跡中心」を用いて、4.5 の手法に従って、各点での法線ベクトルを計算する。図 15 に例 (フレーム 6) を示す。

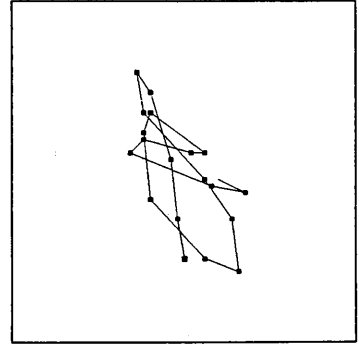


図 13 パターン上のある点の軌跡
 Fig. 13 Tracking of a point on the pattern.

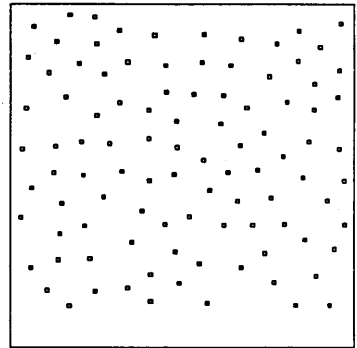


図 14 「軌跡中心」の例
 Fig. 14 Center-of-trajectory.

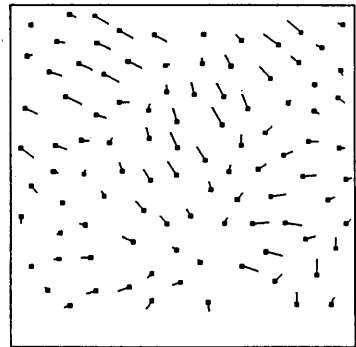


図 15 法線ベクトルの 2 次元地図
 Fig. 15 Vector field showing surface normal.

5.6 形状の復元

実際のデータを用いて計算した法線ベクトルから 4.6 の手法を用いて表面の形状復元を行った。図 16 は波のフレーム 5 からフレーム 7 までの表面形状を復元した例である。

この実験により、実画像に対しても水面の形状が復

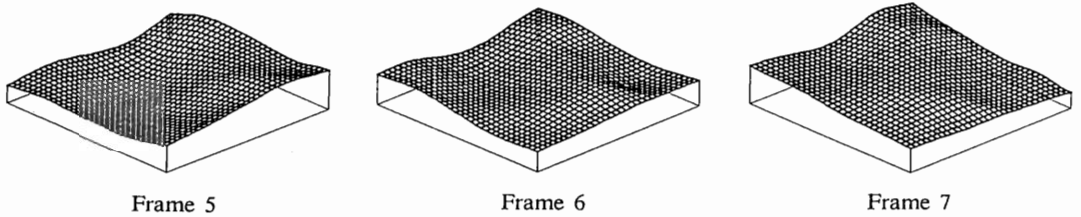


図 16 波の形状復元の例
Fig. 16 Sequence of recovered surface shape.

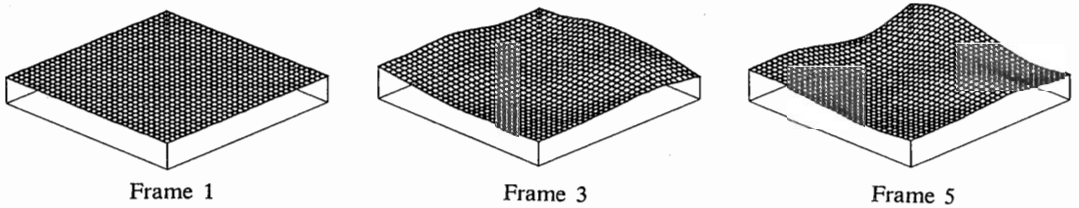


図 17 初期の N フレームの画像だけを利用した波の形状復元
Fig. 17 Surface shape recovery using only the first N frames.

元されることを確認した。本手法は受動観測系を仮定した波の形状復元に有効である。

6. 考 察

6.1 誤差の評価

誤差の主な原因には、①オプティカルフローの抽出の失敗、②「軌跡中心」の計算の誤差が考えられる。①の誤差についてはより良い計算アルゴリズムの開発や改良が必要である。

ここでは②の「軌跡中心」の計算誤差について評価する。この誤差は「軌跡中心」を十分長い時間平均することにより減少させることができる。実データを用いた実験により誤差を実際に評価したのでその結果を以下に示す。

「軌跡中心」の計算に第 1 フレーム ($t=1$) から現在のフレーム (形状を復元しようとするフレーム) までの情報しか利用できない場合を仮定する。この場合に、5. で用いたデータを用いて表面形状を復元した例を図 17 に示す。図 17 からわかるように、第 1 フレームではある点の「軌跡中心」がその点に一致するため傾きは検出されずに水平形状しか得られない。しかし、第 3 フレーム、第 5 フレームとフレーム数が増えるに従って、徐々に形状がはっきりしてくる。つまり、誤差が減少してくる。

実例をもとに各フレームごとの誤差を計算した。第 t フレームの誤差 S_t は、時刻 t 、座標値 (i, j) の標準

表面形状の Z 値を Z_{tij} 、本手法により求められた表面形状の Z 値を Z'_{tij} とすると、

$$S_t = \frac{1}{M} \sum_{ij} |Z_{tij} - Z'_{tij}| \quad (22)$$

但し M は i, j の総数

で評価した。但し、標準の表面形状とは十分長い時間をかけて「軌跡中心」を計算して、それから表面形状を復元した場合を言うことにする。その結果を図 18 に示す。振動を繰り返しながら誤差が低下していくのがわかる。最初にいったん誤差が増加した原因は以下のとおりである。オプティカルフローは基本的には振動を繰り返しているが、「軌跡中心」が最初に最終値より逆方向に評価されるような点がある。このような点が多数存在したためである。

本アルゴリズムによれば水底パターンの推定にも「軌跡中心」を利用している。そのため初期段階では底面のパターンの推定誤差が大きくなっているが、時間と共に次第に誤差は低下していくことになる。

6.2 環境への適応に関する考察

本現象を心理的な立場から考察してみる。水の屈折による画像のひずみに対する補正能力は人間にとっては生得的なものではなく、自然環境への適応段階において徐々についてきたものと考えられる。これは以下の関連する心理学実験からも言える。水中眼鏡を通して水中での物体を知覚する際に物体までの距離や大きさが変形するが、この変形に対する人間の補正能力は

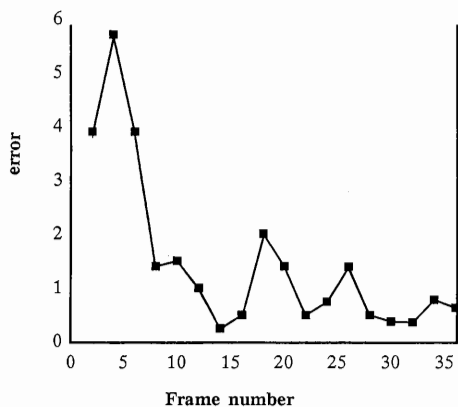


図 18 形状復元誤差

Fig. 18 Estimated error of the surface shape recovery.

心理学の分野で適応化の問題として取り上げられている⁽²⁰⁾。それによれば、経験の少ないダイバーの知覚は海軍の経験豊富なダイバーに比較して著しく変形補正能力に欠けていることが知られている。本論文では、計算機自身が自動的に水中などの特殊な視覚環境に適応していくような能力については触れていないが、人間に近い適応能力を機械自身にもたすことは興味深い問題であり今後の課題である。

7. むすび

波の立つ水面を通して水中や底面の物体像を見るとそれらの像は揺らいで見える。本論文では、この揺らいた画像時系列から物理的・統計的な性質を利用して水面の形状を復元し、同時に水底のパターンを推定する手法を示した。2次元に投影された画像データから物体の3次元構造や表面形状を復元する問題はコンピュータビジョンの基本テーマであるが、本研究は特に時系列画像からの透明液体表面の形状復元を扱ったものである。

本研究で得られた内容を以下にまとめる。

(1) 水面の表面形状の変化によって水底のパターンの観測画像にひずみが生じる。観測時系列画像からオプティカルフローを正確に計算し、各点近傍の画像をその「軌跡中心」へひずみの逆変換を加えることにより、水底のパターンを復元できることを示した。合成画像を用いた実験により水底のパターンの復元例を実際に示した。

(2) オプティカルフローと「軌跡中心」から、幾何光学を用いることにより水面上の各点での傾きが計算できることを示した。これを積分操作することにより

水面での形状が復元できる。合成画像および水槽を用いた実データで形状復元した例を示した。

(3) 本手法の誤差要因の一つは「軌跡中心」の推定誤差によるものであるが、これは時間と共に減少していくことを評価実験により示した。

今後の課題としては、まず対象の性質を有効に利用したオプティカルフローの精度向上が挙げられる。また、今回は平行投影の仮定で処理したがより一般性をもたすために中心投影の場合に発展させる必要がある。更に、縮退の発生するような画像への適用、多種多様な実画像への適用等が課題として残されている。

謝辞 日ごろ御指導頂く橋本情報科学研究部長に感謝します。研究を進める上で有益な議論をして頂いた内藤研究グループリーダー、萩田主任研究員、有村研究主任に感謝致します。

文 献

- (1) H. Ballard and C. M. Brown: "Computer Vision", Prentice-Hall (1982), 福村晃夫, ほか(訳): コンピュータビジョン, 日本コンピュータ協会(昭62).
- (2) D. Marr: "Vision", Freeman (1982), 乾・安藤訳: ビジョン, 産業図書(昭63).
- (3) 杉原厚吉, 金谷健一: "数理的手法による三次元情報抽出", 人工知能学会誌, 4, 1, pp. 13-20 (1988).
- (4) B. K. Horn: "Robot Vision", MIT Press (1986).
- (5) M. Brady and A. Yuille: "An extremum principle from shape from contour", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., PAMI-6, pp. 288-301 (1984).
- (6) A. P. Witkin: "Recovering surface shape and orientation from texture", Artif. Intell., 17, pp. 17-45 (1981).
- (7) J. Aloimonos: "Shape from texture", Biol. Cybern., 58, pp. 345-360 (1988).
- (8) K. Sugihara and N. Sugie: "Recovery of rigid structure from orthographically projected optical flow", Comp. Vision. Graphics Image Proc., 27, pp. 309-320 (1984).
- (9) K. Kanatani: "Structure and motion from optical flow under perspective projection", Comp. Vision. Graphics Image Proc., 38, pp. 122-146 (1987).
- (10) S. Ullman: "The interpretation of visual motion", MIT Press (1979).
- (11) J. J. Gibson: "The ecological approach to visual perception", (1979), 古崎 敬, ほか(訳): 生態学的視覚論, サイエンス社(昭60).
- (12) P. Y. Ts'o and B. A. Brasky: "Modeling and rendering waves: "wave-tracing using beta-splines and reflective and refractive texture mapping", ACM Trans. on Graphics, 6, 3, pp. 191-214 (July 1987).
- (13) 新谷幹夫, 高橋時市郎: "反射屈折物体の付影処理", 昭63信学春季全大, D-521.
- (14) B. L. Gotwols and G. B. Irani: "Charge-coupled device camera system for remotely measuring the dynamics of

- ocean waves, Applied optics, **21**, 5, pp. 851-860 (March 1982).
- (15) B. Jahne: "Image sequence analysis of complex physical objects: Nonlinear small water surface waves", IEEE ICCV (1987).
- (16) 小谷正雄: "物理学概説 上巻", 裳華房 (昭 34).
- (17) B. K. P. Horn: "Determining optical flow, Artif. Intell., **17**, pp. 185-203 (1981).
- (18) 古賀和利, 三池秀敏: "動画像からのオプティカルフローの検出, 信学論(D), **J70-D**, 8, pp. 1508-1515 (昭 62-08).
- (19) J. M. Prager and M. A. Arbib: "Computing the optic flow: the MATCH algorithm and prediction", CVGIP, **24**, pp. 213-237 (1984).
- (20) K. R. Boff, L. Kaufman and J. P. Thomas: "Handbook of perception and human performance", A Wiley-Interscience Publication (1986).

(平成元年 4 月 11 日受付, 6 月 30 日再受付)



村瀬 洋

昭 53 名大・工・電子卒, 昭 55 同大大学院修士課程了。同年日本電信電話公社入社。以来, 文字・図形認識の研究に従事。現在, NTT 基礎研究所情報科学部内藤グループ主任研究員。工博。60 年度本会学術奨励賞受賞。IEEE, 情報処理学会各会員。