二値化画像処理による
粉粒体高速流動の画像情報の統計的処理

吉渡 匠汰

概要

The texture is great importance to the sense of sight.But we can't explain simply the texture.So it is considered to "*tacit dimension*, Michael Polany".In recent years, however, analysis of short time have become possible with high-speed camera.Thus, this field came to study.Analysis was done hitherto by sight.In this study, I analyze the motion of spheres, powders and liquid by binarization-centered image processing to detect the location and size of the particle and calculate autocorrelation functions meaning the time-shift degree of similarity of the change of position .I compare functions and motion to connect them.

The most importance factor is the time which the value decline and remainin value.They depend on the particle size.On top of that, one particle is like another particle that the diameter is neary.In conclusion, we recognize this extremely short time to differentiate kind of particles or liquid.In particular, powders appearing like liquid have shorter decline time like water.On balance, analysis of the motion to caliculate autocorrelation function is avaiable to digitize the texture.

目次

1　物体流動の解析法

全く別の印象を受ける球と粉、水の運動 (流動) の相違点の 1 つとして定常性の差が挙げられる。定常性は映像をタイムシフトさせたときにどれくらい整合性があるかという尺度に等しい。これを自己相関関数として計算することにより解析を行った。

1.1　画像処理について

物体の動きを正確に追うため本研究では二値化画像処理を用いている。二値化とは各画素について一定の閾値以下ならば白、そうでないならば黒にするという処理を施し、二色の画像を作成する処理である。運動する対象の色とギャップの大きい色を背景にして撮影し、二値化処理によって対象を白または黒で抜き出すことができる。

二値化処理を施した画像の例として Fig1 を示す。

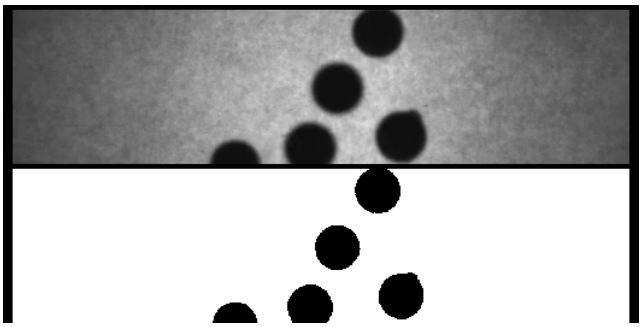


Fig1　二値化画像の例 上：撮影された映像の 1 フレーム、下：二値化画像

本研究では解析の開発も行った。用いた言語は C++ と Python である。画像処理に関わるソースコードを Code 1 に示す。画像処理には OpenCV ライブラリを用いている。Code 1 は粉粒体の落下運動の動画からフレームを切り抜き、トリミングおよび二値化処理を行うプログラムである。そして、トリミング画像・二値化画像・2 つを並べた画像の 3 種類を各フレームごとにナンバリングして保存する。二値化を行う threshold 関数は閾値を引数に持つ (ここでは 33 となっている)。これはピクセルを黒に変換する境界で、閾値を低くすればするほど二値化画像は黒の割合が高くなる。

Code 1　動画のフレーム切り抜きと二値化

```
1 import cv2
2 import os
```

```
3
4  def video_to_frames(video, path_output_dir):
5      #Get video (mp4)
6      vidcap = cv2.VideoCapture(video)
7      count = 0
8      while vidcap.isOpened():
9          #Get a frame from video
10         success, image = vidcap.read()
11         if success:
12             #Get info with frame
13             height, width = image.shape[:2]
14             #Trimming frame & Save
15             tri = image[int(height/4)+18:height,0:width]
16             cv2.imwrite(path_output_dir+"/tri/"+str(count)+".png",tri)
17             #Binarization frame & Save
18             gray = cv2.cvtColor(tri,cv2.COLOR_BGR2GRAY)
19             ret, dst = cv2.threshold(gray,33,255,cv2.THRESH_BINARY)
20             cv2.imwrite(path_output_dir+"/two/"+str(count)+".png",dst)
21             #Union above two image & Save
22             fuse = cv2.vconcat([gray,dst])
23             cv2.imwrite(path_output_dir+"/"+str(count)+".png",fuse)
24             print(count)
25             count += 1
26         else:
27             break
28     cv2.destroyAllWindows()
29     vidcap.release()
30
31 video_to_frames('penguine.mp4', 'out')
```

1.2 相関関数の評価方法

前述したように自己相関関数とは映像の定常性を表す尺度である。1 変数関数 $f(t)$ には一つの t に対して 1 つの値が対応するのに対し、映像には 1 つの画像 (フレーム) が対応する。1 変数関数の整合性を求めるとき、元信号の値とタイムシフト後の信号の値を比べることになる。この考えを映像に拡張する。すなわち元映像のある時間の画像とタイムシフト後の同じ時間の画像を比較し、その類似性を計算ればよい。画像の類似性は 2 つの画像をピクセル単位で見たときに色が一致しているピクセルが何個あるかという指標で表せる。精度を考えれば元信号と重なっている範囲全てを網羅すべきであるが、画像処理は重い処理なため元信号から適当な 20 点を選び、タイムシフトは 0〜0.1 秒に限定している。$S(0 \leq \Delta t \leq 0.1)$ を $S(0)$ の値で割り、規格化した値を自己相関関数

$G(\Delta t)$ とする。$S(\Delta t)$ の範囲が $0 \leq S(\Delta t) \leq S(0)$ であるから、相関関数 $G(\Delta t)$ の値域は $0 \leq G(\Delta t) \leq 1$ となる。自己相関関数を計算するために 2 つのプログラムを作成した。

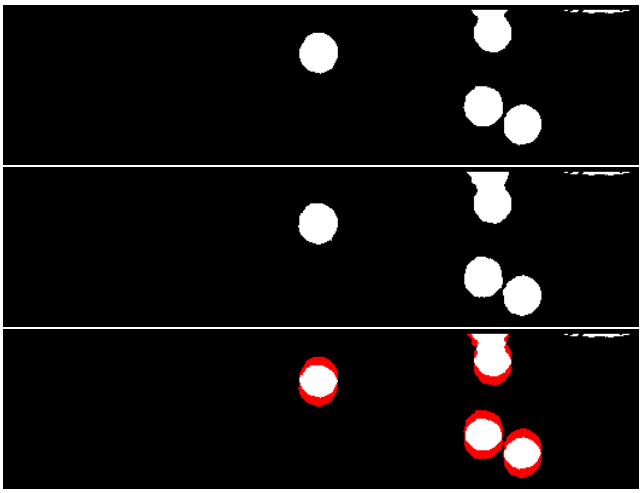


Fig2　画像比較のイメージ (上：t=0s, 中央：$\frac{3}{5000}s$, 下：比較)
黒、白 · · · 色が一致, 赤 · · · 色が不一致

まず、このプログラム群を以下に示す。Code 2 は二値化画像を元にテキストファイルを作成するプログラムである。このプログラムは解析上必須ではないが、画像ファイルへのアクセスは時間がかかるプロセスなため一旦テキストに書き出すことで今後の解析時間の短縮を行っている。なお、二値化画像は 0:黒、255:白の 2 種類のピクセルで構成されている。テキスト化に当たってはファイルの可読性を考慮して 1:白に変換している。

Code 2　二値化画像のテキスト書き出し

```
1  #include<iostream>
2  #include<opencv2/highgui/highgui.hpp>
3  #include<opencv2/core/core.hpp>
4  #include<opencv2/features2d.hpp>
5  #include<opencv2/opencv.hpp>
6  #include<opencv2/imgproc.hpp>
7  #include<sys/stat.h>
8  #include<string>
9  #include<fstream>
10 #include<iostream>
11 #include<vector>
12 #include<sstream>
13
14 using namespace std;
15 using namespace cv;
16
```

```
17 void img_to_bw(string,string);
18 string tostr(int);
19
20 int main(){
21   img_to_bw("out/two/","out/two/txt/");
22   return 0;
23 }
24
25 void img_to_bw(string path_input,string path_output){
26   int i = 0;
27   struct stat st;
28
29   //image information
30   Mat img = imread(path_input+"0.png",CV_LOAD_IMAGE_GRAYSCALE);
31   int height = img.size().height;
32   int width = img.size().width;
33
34   while(1){
35     string path = path_input+tostr(i)+".png";
36     if(stat(path.c_str(),&st) != 0){
37       //no File
38       break;
39     }
40     ofstream ofs(path_output+tostr(i)+".txt");
41     Mat img = imread(path,CV_LOAD_IMAGE_GRAYSCALE);
42     int height = img.size().height;
43     int width = img.size().width;
44     for(int h=0;h<height;h++){
45       string oneline = "";
46       Vec3b *pixs = img.ptr<Vec3b>(h);
47       for(int w=0;w<width;w++){
48         int pix = static_cast<int>(img.at<unsigned char>(h,w));
49         /*Binarization image have 0 and 255.
50          *255 to 1 for simplicity */
51         if(pix == 255){
52           pix = 1;
53         }
54         //Writing pixel color(0 or 1)
55         oneline += tostr(pix);
56         if(w < width){
57           oneline += ","; //comma separated
58         }
59       }
60       ofs<<oneline<<endl;
61     }
62     cout<<i<<endl;
63     i++;
```

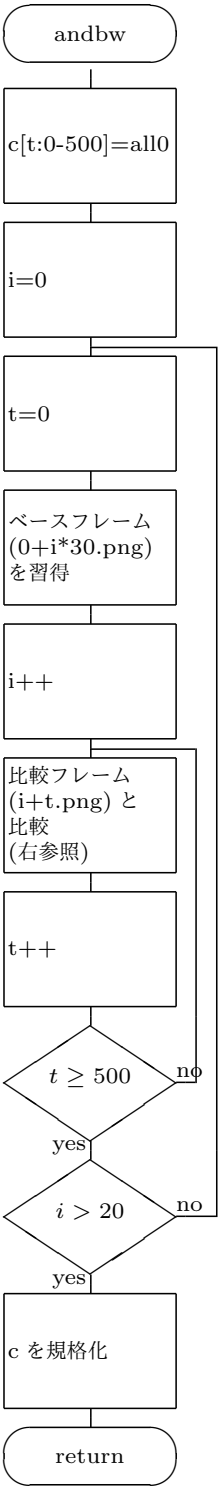
```
64     }
65     destroyAllWindows();
66 }
67
68 string tostr(int num){
69     stringstream ss ;
70     ss << num;
71     return ss.str();
72 }
```

Code 3 は Code 2 によって作成されたテキストファイルを元にして重複ピクセルをカウント、自己相関関数の計算を行うプログラムである。ベースフレームと比較するフレームの各ピクセル情報を比較し一致すればカウントを +1 するといった処理を行っている。基準とするベースフレームの数は 20 個、1 つのベースフレームに対して 501 フレーム (0.1 秒間分) の比較を行っている。保存する値は比較するフレーム数と同じ 501 個である。つまり、1 回目のベースフレームとの比較により 501 個分のカウント ($S(\Delta t) : S(0)$ ～$S(500)$) ができるが、2 回目以降はこのカウントに累積させていくことになる。全てのフレームについて比較とカウントを行った後に正規化処理を行っている。正規化時点で 1 つのカウントには比較 20 回分の値が保存されている。これら 501 個分のカウントをベースフレーム同士の比較 $S(0)$ で除する。これにより $S(0) = 1$ 以降 1 以下の値が 500 個続く。これらの値を自己相関関数として出力する。

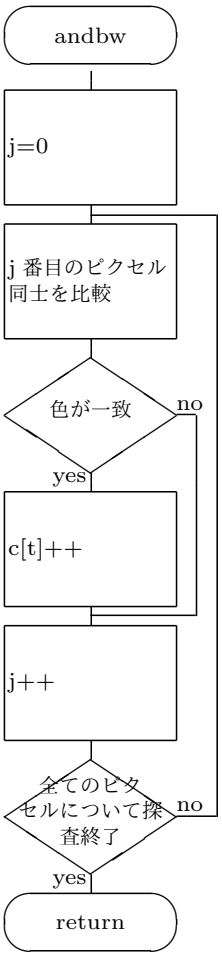
Code 3　重複ピクセルカウント

```
1  import numpy as np
2  import cv2
3  import os
4  import os.path
5  import csv
6  import sys
7  import datetime
8
9  #Two data -> 1(white) or 0(black)
10 def countone(path_input_dir,path_output_dir):
11     num_base = 20 #number of base file (Number of executions)
12     num_con = 500 #number of com
13     count_table = [] #count table
14
15     #Make count table
16     for tmp_counter in range(num_con):
17         count_table.append(0)
18
19     args = sys.argv
```

```
20
21    f_write = open(path_output_dir+args[1],'w')
22
23    for base_count in range(num_base):
24      f_base = open(path_input_dir+str(base_count*30)+'.txt','r')
25      csvBase = csv.reader(f_base)
26      data_base = [v for v in csvBase]
27      i = 0
28      while(True):
29        path = path_input_dir+str(i+int(base_count*30))+'.txt'
30        if(not os.path.exists(path) or i >=500):
31          #no File
32          break
33        f_targ = open(path,'r')
34        csvRender = csv.reader(f_targ)
35        data_targ = [v for v in csvRender]
36        j = 0
37        count = 0
38        for row in data_targ:
39          row_base = data_base[j]
40          k = 0
41          #One line
42          for pix in row:
43            #Count up if they match
44            if(pix == args[2] and pix == row_base[k]):
45              count = count + 1
46            k = k + 1
47          j = j+1
48        count_table[i] = count_table[i] + count
49        i = i+1
50      print(base_count)
51
52    for l in range(num_con):
53      #Normalization
54      result = str(l/5000) + '␣' + str(count_table[l]/count_table[0])+'\n'
55      f_write.write(result)
56
57    f_base.close()
58    f_targ.close()
59    f_write.close()
60
61  countone('out/two/txt/','number/')
62  cv2.destroyAllWindows()
```



自己相関関数を求めるアルゴリズム



ピクセルをカウントするアルゴリズム

Fig3　自己相関計算プログラムのフローチャート

2　実験と結果

2.1　撮影環境

測定に用いるのは落下装置とハイスピードカメラである。落下装置はダンボール箱を加工したもので、光を通したり撮影したりするための穴や物体を充填する漏斗とストッパーで構成されている。装置とカメラの距離は 70 cm とし、カメラに映っている範囲で物体の落下速度は約 2 m/s となるようにしている。また、カメラのシャッタースピードは 5000 fps($\frac{1}{5000}$秒に 1 回)、露光時間は $\frac{1}{80000}$秒 である。

本研究においてほとんどの物体は黒背景にして白色で抜き出している。これは物体にライトを当てることによって物体が白っぽく映るためであるが、金属球については反射によって色のむらができてしまうため、白背景にして後ろから光を当てることにより黒で抜き出している。

2.2　物体の種類

本研究で測定した物体は Table1 に示す 7 種類である。

Table1　実験に使用した物体

種類	直径 [mm]
金属球	6.2
BB 弾	6.0
発泡ポリスチレン	1.54
砂 (15〜20 メッシュ)	1
砂 (20〜30 メッシュ)	0.7
海砂 (150〜200 メッシュ)	0.08
ガラスビーズ	0.02-0.08
水 (白絵の具で着色)	-

Table1 で金属球、BB 弾、発泡ポリスチレンは実際に測定したものだが、砂と海砂については表記されたメッシュ値を参考におおよその直径を決めている。

2.3　事故相関関数

実験で得られた各物体の相関関数を下記にまとめる。なお、グラフ中の略称については Table2 を参照のこと。また、Fig4 に 0.1 秒間の自己相関関数の変化を示す。

Table2　粉粒体の略称

種類	略称
金属球	Metal
BB 弾	BB
発泡ポリスチレン	EPS
砂 (15〜20 メッシュ)	sand1520
砂 (20〜30 メッシュ)	sand2030
海砂 (150〜200 メッシュ)	seasand
ガラスビーズ	glass
水 (白絵の具で着色)	water

自己相関関数は総じてはじめに減少し、その後傾きが小さくなり場合によってはほぼ一定の値を保っていることがわかる。

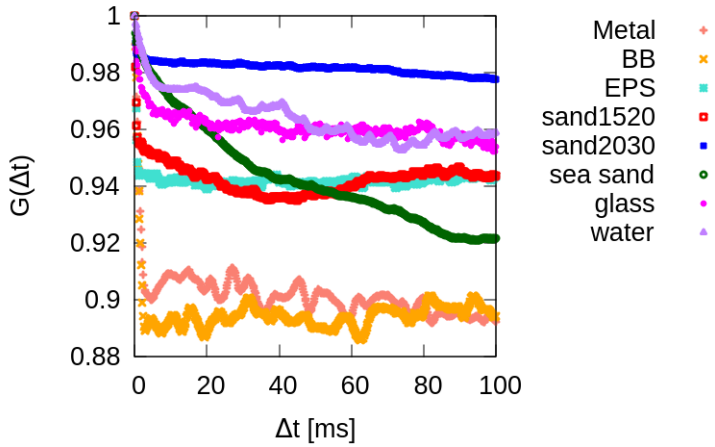


Fig4　各物体の相関関数

$0 \leq \Delta t \leq 4[ms]$ を拡大したグラフが Fig5 である。このグラフの結果から各粉粒体を 3 つのグループに分類した。第 1 グループは粒径 6 mm を超えるものである。金属球

(Metal) と BB 弾 (BB) がこれに当たる。グループ 1 は Fig5 の範囲において 2 つの期間に分かれている。1 つは $0 \leq \Delta t \leq 2.5$ にある相関が減少する区間である。これを区間 I と呼ぶ。もう 1 つはほぼ相関が一定になる区間 II である。2 つの区間には明確な境界があり、2.5〜2.8 ms と見られる。また区間 II については他のグループよりも振動が大きい。振動が大きい理由としては球が離散体として運動するため、確率的にベースフレームとほとんど一致しないフレームがあるからである。

これよりも小さく粒径 1 mm 以上のものをグループ 2 とする。発泡ポリスチレン (EPS) と砂 15-20 メッシュ (sand1520) が含まれる。このグループについてもグループ 1 と同様 2 つの区間が見られるが、区間 I の時間がグループ 1 よりも短くなっている。境界は 1 ms あたりである。

最後に残りをグループ 3 とする。これらは粒径が 1 mm に満たない粒もしくは液体である。グループ 3 は特に海砂以下については区間 I が消失しているように見える。砂 (20-30 メッシュ) に関しては 0.5 ms 付近に境界があることが確認できるので、境界が見られない粉粒体については、より短い間隔で撮影を行うことで区間 I を発見することができると思われる。

区間 I と区間 II の境界を「相関持続時間 t_c」とする。目視の範囲でわかる t_c を Table3 にまとめる。

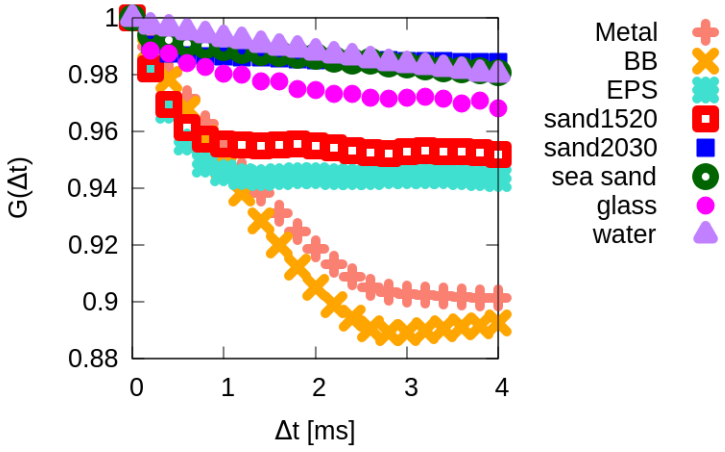


Fig5　各物体の相関関数 (0.004 秒まで)

Table3　相関持続時間 (目視)

グループ	$t_c[ms]$
グループ 1	2.5-2.8
グループ 2	1
グループ 3(砂 (20-30 メッシュ))	0.5
グループ 3(その他)	-

2.4　微分を用いた相関持続時間 t_c の算出

前述したように相関持続時間 t_c は目視により大体の検討をつけることができるが、軸の縮尺等によって見え方は変わってくる。そこで、見た目という定性的な分析法ではなく、微分を用いて定量的に t_c を求めた。Fig6 は自己相関関数を時間差で微分したグラフである。

自己相関関数は区間 I では負の傾きを持つが、区間 II は 0 に近い傾きで振動する。そのため微分 $\frac{dG(\Delta t)}{d\Delta t}$ で 0 付近になるときの時間差 Δt が t_c と一致すると考えられる。

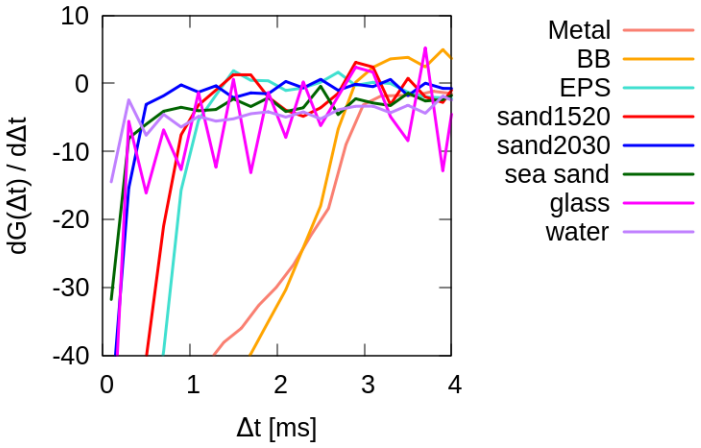


Fig6　各物体の相関関数の微分

微分を用いる場合、傾きが-10 になるときの Δt を調べることで目視とおおよそ一致することがわかった。Table4 に各グループの微分値が-10 になるおおよその時間を示す。

Table4　相関持続時間

グループ	$t_c[ms]$(微分)
グループ 1	2.7
グループ 2	0.8
グループ 3(砂 (20-30 メッシュ))	0.4
グループ 3(その他)	0.2

2.5　グループ 1 の比較

グループ 1 は相関減少区間 (区間 I) と一定になる区間 (区間 II) が明確に分かれていることが特徴である。グループ 1 の自己相関関数を Fig7 に示す。グループ 1 に属する金属球 (Metal, 6.2 mm) と BB 弾 (BB, 6.0 mm) で大きな差はみられない。これは粒径のさがあまりないためであると考えられる。測定した粉粒体の種類が少ないので完全に傾向を予想することはできないが、自己相関関数の概形は粒径にのみに影響され、種類にはよらないものと思われる。

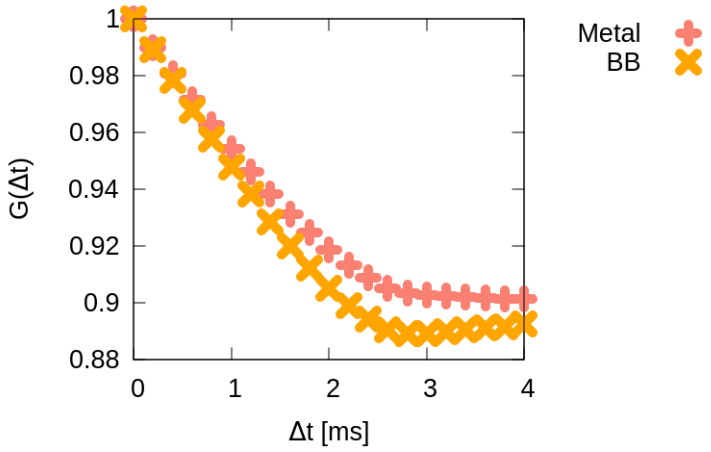


Fig7　グループ 1 の自己相関関数

2.6　グループ 2 の比較

グループ 2 の発泡ポリスチレンと砂 (15-20 メッシュ) は微分後の形を見ても明らかなように粒径が細かい砂の方が相関減少時間が短い。その結果砂のほうが区間 II の値は大

きい。このグループのように落下粉粒体を連続体として捉えることができる場合、相関減少は連続体の帯のヘリとその周辺の変化を表している。すなわち相関減少がより少ない砂は発泡ポリスチレンよりもヘリの変化が少ないということが言える。

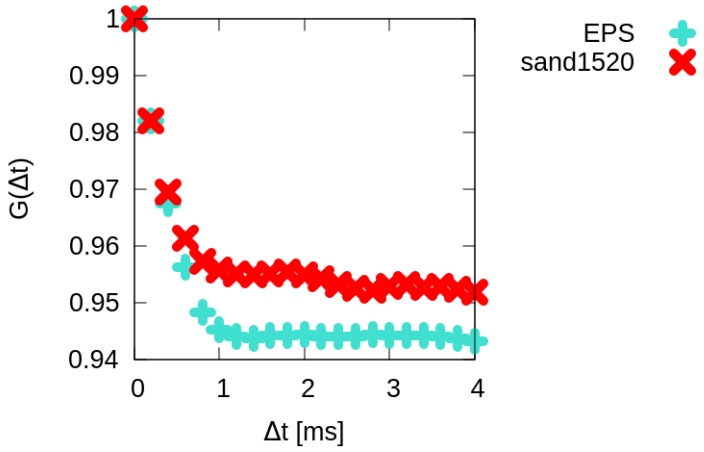


Fig8　グループ 2 の自己相関関数

2.7　グループ 3 の比較

グループ 3 の自己相関関数の形はそれぞれ特徴のある形をしている。まず、砂 (20-30 メッシュ) はグループ 1,2 の傾向を引き継ぎ、相関減少時間を 0.5 ms と短くし、以降相関をほぼ一定に保っている。この砂 (20-30 メッシュ) までが区間分けができる粒径となる。その次に細かい海砂には区間 II が見られず、100 ms, G=0.92 まで緩やかに減少を続けている。また、60 ms 付近でグループ 2 の相関を追い抜いている。ただし減少速度は 8 つの中でも小さいため 4 ms という短い間隔で見ればグループ 3 として分類できる。ガラスビーズや水の相関には再び 2 つの区間が現れる。しかも 5〜6 ms というグループ 1 よりも長い時間減少時間を持つ。ガラスビーズと水についても海砂と同じく相関は 0.95 以上という高い値を保っている。

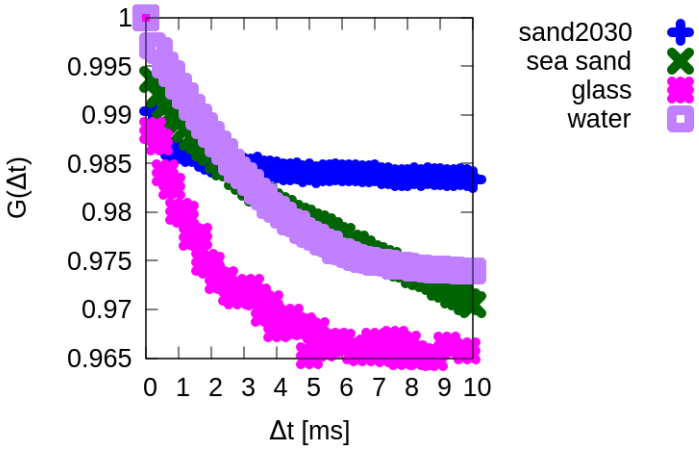


Fig9　グループ 3 の自己相関関数

2.8　球 (離散体) と粉 (連続体) の相関減少の相違

グループ 3 における相関減少時間と相関減少速度から海砂以下について次の予測が立てられる。粒径がある程度小さくなると相関減少時間は長くなるということである。そもそもグループ 1 に代表される離散体の相関減少区間は、初期位置からの球 1 つ分の移動を表していた。それがグループ 2 で少し意味が変わり、粒径が細かくなると映像に帯、すなわち連続体の部分が現れる。連続体部分の相関減少はヘリの小さな変化に起因している。つまりグループ 2 の相関減少は離散体と連続体両方の要素を含んでいる。さらにグループ 3 には変化の小さい連続体のみが写っているため、相関減少速度も小さくなる。そのためグループ 1 よりも減少時間が長くなるものと考えられる。ただし減少が緩やかな分減少量は小さく、保持される相関値が高くなるため、区間 II との区別がつきづらくなる。本研究では、減少量が小さいためこの祖間減少は無視し、相関減少時間が 0.5 ms 以下で曖昧または消失したグループ 3 としてまとめている。

3　透明な物体の測定

3.1　透明な球・液体の解析方法

自己相関関数の計算には二値化画像処理が不可欠である。二値化する条件は被写体と背景の色のギャップが大きいことである。しかし、透明な物体は背景を透過するため二値化に十分なギャップを作ることができない。そこで、別な方法により二値化に似た処理を提

案する。

今回注目したのは透明な物体が背景を透過するとき、完全に背景を映し出さないという性質である。つまり透明な物体であっても多くの場合背景が歪んで見え、その物体を認識することができる。これを利用して背景の歪みを検出するプログラムを作成した。この測定法には背景に方眼紙 (Fig10) を用いる。

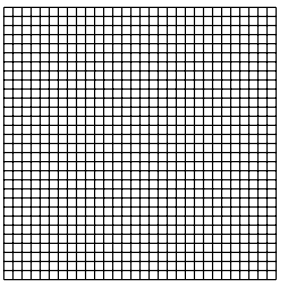


Fig10　背景 (1 mm 方眼)

Fig10 を背景にし、透明な物体を落下運動させる。この映像を二値化し、線分を検出する。この段階では背景や光の反射によって物体の色が安定しない。だが、物体がない場所はそのまま線が映っているため線が検出できるが、物体がある場所は線が見えなくなるため検出できなくなる。次に真っ白で大きさが映像のものと同じ画像を用意する。これに線分を検出した場所に沿って太い線を引く。すると背景部分の多くが黒く塗りつぶされるため擬似的に透明物体を白く抜き出すことができる。Fig11 に透明物体の落下画像 (初期二値化済み) と疑似二値化画像を示す。

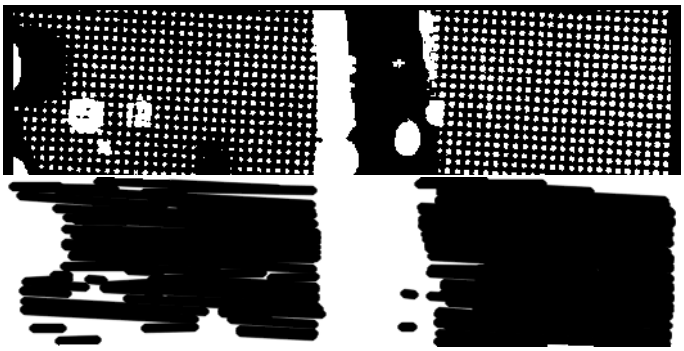


Fig11　落下映像 (上) と疑似二値化画像 (下)

Code 4 に線分検出プログラムを示す。本プログラムは疑似二値化画像の作成を目的としている。関数 getline が実際に線分を検出している。getline ではまず対象画像を読み込

んだ後、白色画像を作成している。次に線分を Hough 変換によって検出している。これにより線分の場所や長さを座標という形で得ることができる。この座標を元に白色画像に検出した線分の位置をなぞるように線分を描画する。この線分の太さを適当に太くすると線分の位置周辺が黒く塗りつぶされる。これを検出した線分全てに行う。線分が見えている周辺は透明物体が通っていない=背景なので、最終的に背景のおおよそが黒く塗りつぶされることになる。

Code 4　線分検出

```
1  #include<iostream>
2  #include<opencv2/highgui/highgui.hpp>
3  #include<opencv2/core/core.hpp>
4  #include<opencv2/features2d.hpp>
5  #include<opencv2/opencv.hpp>
6  #include<opencv2/imgproc.hpp>
7  #include<sys/stat.h>
8  #include<string>
9  #include<fstream>
10 #include<iostream>
11 #include<vector>
12 #include<sstream>
13
14 using namespace std;
15 using namespace cv;
16
17 void getline(string,string);
18 string tostr(int);
19
20 int main(){
21   string twopath = "out/two/";
22   string linepath = "out/line/";
23   string path = "";
24   int i = 0;
25   struct stat st;
26
27   while(!stat((path = twopath+tostr(i)+".png").c_str(),&st)){
28     //Get line & Save
29     getline(path,linepath+tostr(i)+".png");
30     i++;
31   }
32   return 0;
33 }
34
35 void getline(string path_input,string path_output){
36   //Original image
37   Mat src_img = imread(path_input,1);
```

```
38    Mat dst_img, work_img;
39    dst_img = src_img.clone();
40    int width = dst_img.cols;
41    int height = dst_img.rows;
42    //All white image
43    Mat white(Size(dst_img.cols,dst_img.rows),CV_8UC3,Scalar::all(255));
44    Mat chain(Size(dst_img.cols*2,dst_img.rows),CV_8UC3);
45    cvtColor(src_img, work_img, CV_BGR2GRAY);
46    //Get edge
47    Canny(work_img, work_img ,80, 100, 3);
48
49    vector<Vec4i> lines;
50    //Get line
51    HoughLinesP(work_img, lines, CV_HOUGH_PROBABILISTIC, CV_PI/180, 70, 6,
          10);
52
53    vector<Vec4i>::iterator it =lines.begin();
54    for(;it != lines.end(); ++it){
55      Vec4i l = *it;
56      //Draw line in the black to all white image
57      line(white, Point(l[0], l[1]), Point(l[2], l[3]),Scalar(0,0,0), 5, CV_AA);
58    }
59
60    //Save
61    imwrite(path_output,white);
62  }
63
64  string tostr(int num){
65    stringstream ss;
66    ss << num;
67    return ss.str();
68  }
```

3.2 結果

結果を Fig 12 に示す。図は絵の具で着色した水を通常の方法で解析したものと線分を検出することによって解析したものの比較である。線分の方法だと全体的に相関が小さく算出される。これは線分を完全に検出できず、背景であっても白い部分があるからである。$G(0) = 1$ は共通なので、直後に急激な相関減少が現れている。着色したものでは 6 ms 以降で相関減少が落ち着くが、線分検出の方はばらつきが大きく、評価は難しい。それでも 4 ms 以降は比較的落ち着きが見えるため、ある程度は解析ができているものと思われる。

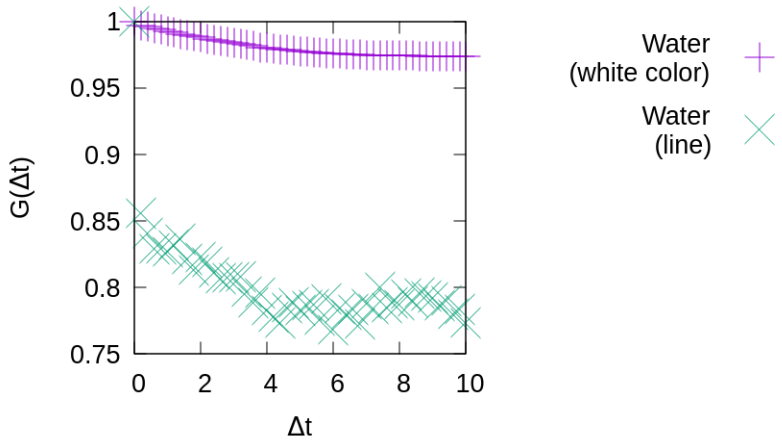


Fig12　線分検出法

4　結論

二値化を用いて流動映像を解析し、自己相関関数を求めることで粒径と流動の外観に関係性があることがわかった。粒径が細かいほど映像の定常性は高くなり、連続体として観測される。また、細かい粉体の流動映像は数値から見ても液体のものと酷似しており、これが見分けがつきにくい要因となっている。しかし、液体は相関の減少が他の粉体よりも緩やかであるため、その僅かな時間の違いから両者を見分けることができる場合もあると考えられる。