

17 人工知能技術を活用した赤潮プランクトン分類・計測システムの装置開発

産業イノベーション学科 (ものづくりコース) 中山 未奈美

1 緒 言

愛媛県南予地域に広がる宇和海は、国内トップの養殖生産量を有しており、上述の課題対応の先進地域である。しかしながら、カレンア・ミキモトイを中心とした植物プランクトンによる赤潮被害が発生しており、平成 24 年には大きな被害がもたらされた。そこでその対策として、愛媛大学南予水産研究センターでは宇和海を中心に赤潮早期検知システムを利用し赤潮のモニタリングし、宇和海水域情報ポータルでその情報を発信している。同様に愛媛県水産研究センターでも宇和海、瀬戸内海の情報ホームページなどで発信している。しかしながら、赤潮プランクトンの判定と計測は熟練した研究者や技術者に依存しており、また、判定には時間を要するためにタイムラグが大きく、対策が間に合わない場合があり、被害の拡大を招いている。そこで本研究は、深層学習を利用することで赤潮プランクトンの判定と計測を人に代わって短時間、かつ高精度に実行するシステムの装置を開発する。

2 プランクトン計数装置の開発

2.1 プランクトン計数装置の構造

本研究では、一定水量に存在するプランクトン数を計数する装置を開発した。Fig.1 にプランクトン計数装置を示す。これは流路を持つ計数板と貯水タンク、流速維持装置からなる。本装置を用いた計数の流れについて説明する。流路を持つ計数板はチューブで貯水タンクにつながっている。貯水タンクに試料をいれると、位置エネルギーによって試料はチューブを通じて計数板を通過する。このとき顕微鏡のデジタル接眼レンズにより計数板に流れるプランクトンの累計をカウントする。撮影範囲は幅 1mm、横 1.5mm である。2.2、2.3 に各装置の説明する。

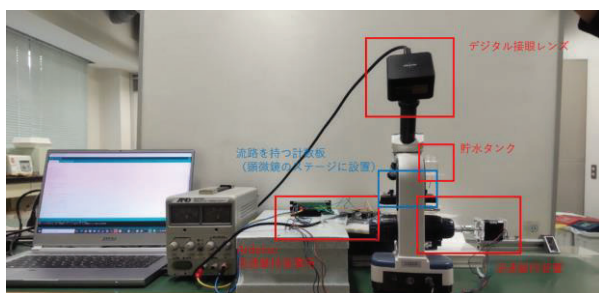


Fig.1 Plankton counting device

2.2 流路を持つ自作計数板と貯水タンク

深層学習での正確な計測を実現するためには画面内の個体をすべて鮮明に映す必要がある。そこで、深さ 0.1mm、幅 17mm の流路を持つ計数板を作製した。Fig.2 に計数板のモデルを示す。

貯水タンクから試料を流せるよう計数板の注入口には外径 1mm 内径 0.5mm のチューブがついている。貯水タンクとは容量 30ml 程度の PET 容器の底に穴をあけ計数

板についているチューブを繋げられるようにしたものである。試料を流すことによってプランクトンの画像を連続的に取得できる。また各部の接着には水が漏れないよう UV レジンを使用している。

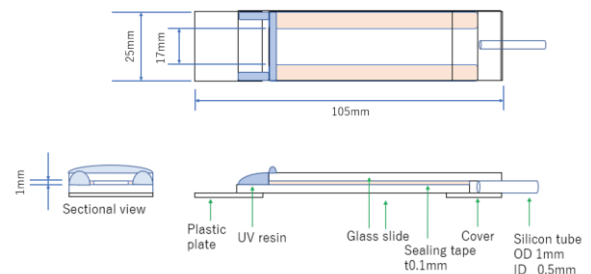


Fig.2 Developed plankton counting plate model

2.3 流速維持装置

プランクトン計数装置は位置エネルギーにより貯水タンクから試料を計数板に流している。そのため貯水タンク内の試料が減り水頭が下がると流速が遅くなる問題が発生した。そこで貯水タンク内の試料の減りにあわせてタンクを持ち上げることで、試料の水頭を常に一定に保ち流速を維持する装置を作製した。Fig.3 に流速維持装置を示す。貯水タンクを乗せる台の下に計量センサ、その下にステッピングモータの軸と送りねじを接続したリアステージを設置した。

タンク内の試料の重さを計測し 0.1g を超える変化があったときに変化した重さの分だけモータを動かしてステージを上昇させるプログラムを作成した。この装置の動作について、後述の実験で検証する。

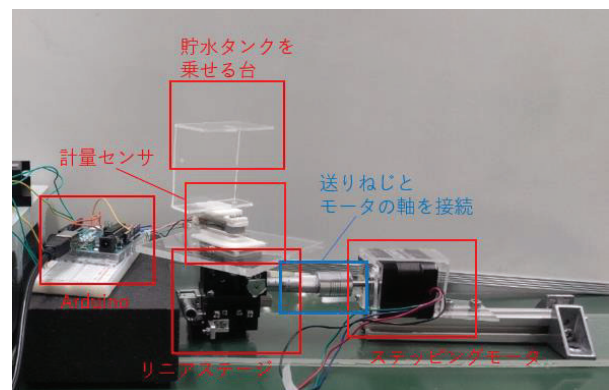


Fig.3 Flow velocity maintenance device

3 深層学習によるプランクトン計数

深層学習を用いてリアルタイム認識を行うため Yolo(You Only Look Once)を用いた[1]。プランクトンの画像を学習したモデルを使用し、顕微鏡のデジタル接眼レンズから認識を行う。本実験では正確率が 60% 以上のプランクトンを計数するようにした。毎フレーム認識したプランクトンを足し合わせることで撮影範囲での累計を計測した。また撮影範囲は幅 1mm であり、使用した計数板の幅は 17mm であることから撮影範囲での累

計を17倍することで計数板に流れるプランクトンの累計を計測した。また、スライドガラス内にプランクトンがひっかかり滞留することで、累計値を著しく増加させてしまう問題があった。そこで滞留しているプランクトンを認識し、各フレームの認識プランクトンの総数から滞留しているプランクトンの総数を引くことで対応した。

4 実験方法

作製したプランクトン計数装置を使用して深層学習でのプランクトン計数を行い、目視による計数法と結果を比較した。本実験は赤潮プランクトンのかわりにミドリムシを使用した。目視での計数では0.5mmピッチの格子の入った深さ1mmの計数板に試料を入れ1マスごとの個体数を30マス分計数し1マスの平均個体数から1mlあたりの個体数を求めた。深層学習による計数では1ml分の累計を求めた。ミドリムシ原液と水道水の比が1:3のものを試料1、1:7の場合を試料2、ミドリムシが入った原液と水道水とグリーンウォーターの比が1:5:2の場合を試料3とする。これら3種類の試料を10mlずつ用意しそれぞれ4回ずつ実験を行った。

5 実験結果及び考察

Table1に目視計数の結果を示す。

Table 1 Counting by visual

	30マス合計 [個体]	平均[個体]	1mlあたりの 推定[個体]
試料1	230	7.7	30,800
試料2	131	4.4	17,600

次にTable2に深層学習による計数で1ml分を計数するのににかかった時間、1ml中の累計値と目視計数の1mlあたりの推定に対する差を示す。試料3はミドリムシ原液の割合が試料2と同じなので試料2の目視計数と比較している。

Table 2 Counting by deep learning

		経過時間 [s]	累計値 [個体]	差[%]
試料1	1回目	271	32,691	6.1
	2回目	280	32,096	4.2
	3回目	279	32,317	4.9
	4回目	270	35,615	15.6
試料2	1回目	284	18,717	6.3
	2回目	274	17,765	0.9
	3回目	278	18,632	5.8
	4回目	266	18,615	5.7
試料3	1回目	270	17,442	-0.9
	2回目	275	12,716	-27.8
	3回目	268	15,776	-10.4
	4回目	279	15,076	-14.4

Table2の、深層学習による計数の目視計数との差の分布をFig.4に示す。

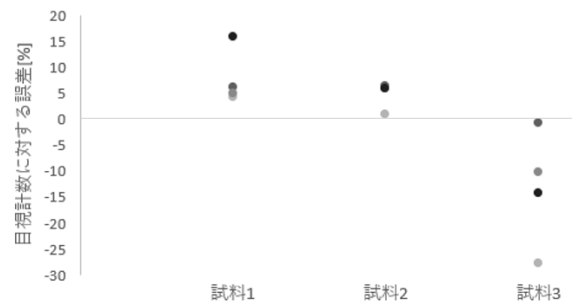


Fig.4 Difference from visual counting

全12回の実験において累計の増え方と経過時間がほぼ一定だったことから流速維持装置が機能していると考えられる。試料1,2を用いた計数において8回中7回の差が7%以内に収まった。これは画面内のプランクトンを見逃しなく計数できていると言える。試料1,2を用いた計数において8回とも目視計数結果の30,800個体よりも深層学習による計数結果が上回った。これは画面内に滞留するプランクトンの影響だと考えられる。滞留プランクトンに別のプランクトンが重なることで滞留の認識がリセットされ、再度滞留プランクトンと認識されるまでの間に誤差が生じたと考えられる。試料3での実験結果は4回とも深層学習による計数が目視計数の結果を下回った。これはグリーンウォーターの環境下ですべてのプランクトンが認識できていないことが考えられる。しかし、グリーンウォーターに含まれるクロレラはほぼ誤認識していなかった。以上のことから撮影範囲内のプランクトンを鮮明に映し出すことができた。しかし、目視計数と深層学習による計数の結果に差が出たのは撮影範囲内に滞留したプランクトンによる影響が大きいと考えられる。

6 結論

本研究では、深層学習によるプランクトン計数に適した装置の開発を目的とし、検証を行った。試料1,2を用いた計数では8回中7回の差が7%以内に収まっており撮影範囲内のプランクトンを鮮明に映し出したことから開発した装置は深層学習による計数に適していると考えられる。しかし、撮影範囲内にプランクトンが滞留することで目視計数との差が生じるなどの問題も分かり、プランクトンを滞留させないための計数板の改善が必要である。

参考文献

- [1] Joseph Redmon, You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, University of Washington, Allen Institute for AI, 2015, <<https://pjreddie.com/darknet/yolo/>>