

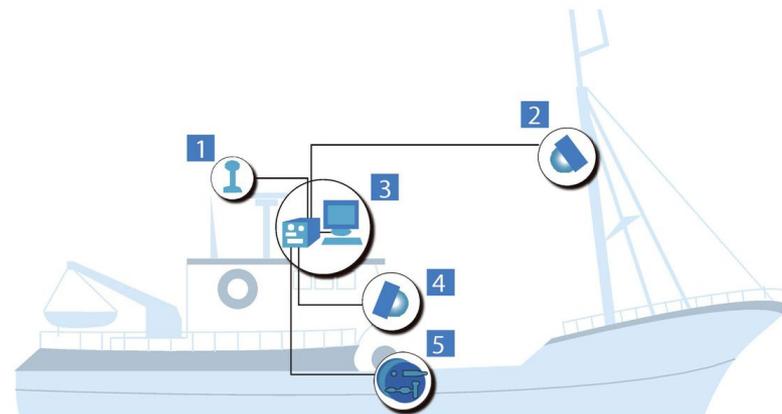
北東部底魚漁業における魚の自動分析：エレクトロニック・ モニタリング（電子監視）プログラムをサポートする 画像処理と機械学習のライブラリの構築

ベン ウッドワード



EMとは何か？

- エレクトロニック・モニタリング（EM:電子監視）とは、カメラなどのセンサーを使って漁業活動を監視すること
- 漁業モニタリングの効率化
 - コスト削減
 - 漁業者の柔軟性の向上
 - より高速なデータ転送を実現
- 大量のビデオデータを生成可能
- 機械学習や自動画像処理に適している



1 GPS Receiver
Tracks vessel locations



2 Video Camera
Records and monitors fishing activity



3 Control Center
The electronic monitoring control center



4 Video Camera
Records and monitors fishing activity



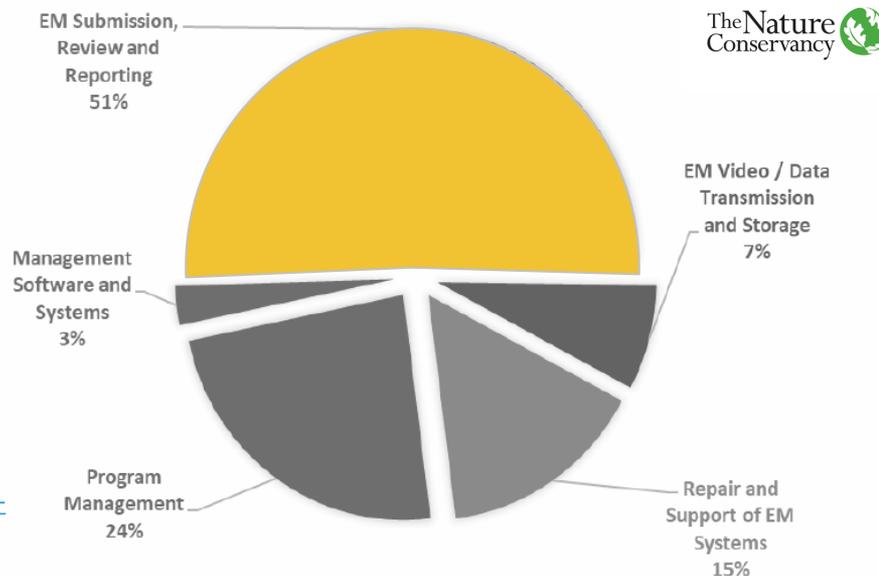
5 Hydraulic and drum-rotation sensors
Tracks fishing activity



効率化の手段の必要性

- 現在、映像のレビューはEMプログラムの中で最大のコスト。
- 種の特定と体長の推定等の簡単な作業を多く含む
- 映像レビューは、プロジェクトパートナーが効率化を求めている分野。

Chart 1: % of Annual Costs by Budget Category (Year 3 of Program)



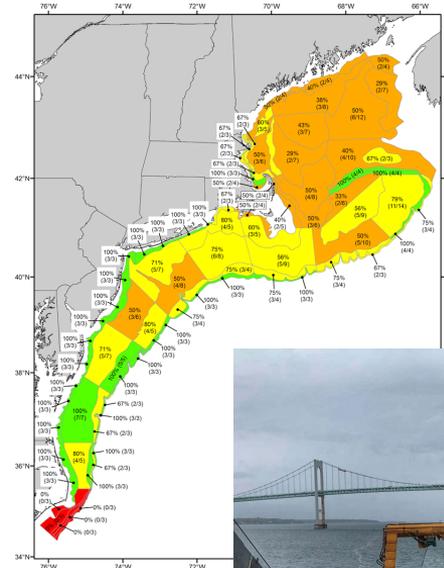
https://eminformation.com/wp-content/uploads/2019/04/TNC-EM-Cost-Assessment-Report-Submission-to-NEFMC-4_10_19.clean_.pdf

Cap Logg Group LLC & The Nature Conservancy

ノースイースト水産科学センター トロール調査

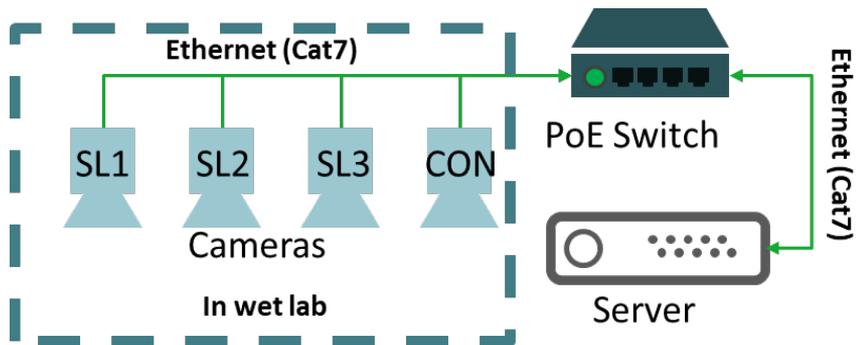


- 秋: 1963-現在
- 春: 1968-現在
- Bigelow研究船: 2018 – 現在
- 継続的なサンプリング: 表面温度、塩分、pCO₂、水柱流速 (ADCP)、調査トラックに沿った漁業音響
- 大陸棚端まで20mの深さ
- 約350箇所での底引き網漁



<http://www.nefsc.noaa.gov/esb/>
NEFSC Ecosystem survey branch

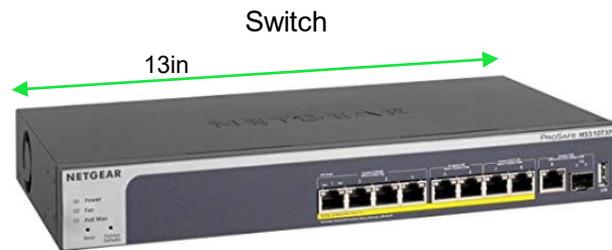
システム概要



Server

10GigE ethernet
32 TB RAID 10
24 core AMD EPYC
32 GB RAM

17.5in



Switch

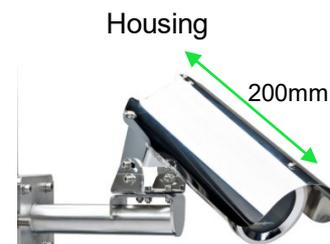
13in



Sensor



Lenses

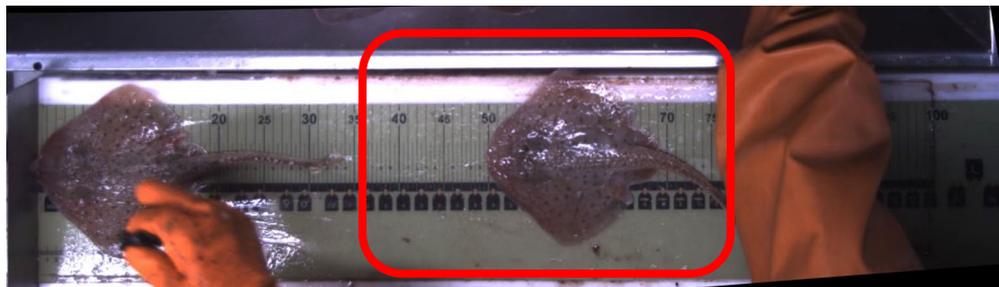


Housing

200mm

ボード上の画像撮影

- クルーの操作は変更せず
- 各ステーション2名配置
- 1名が測定・解剖
- もう1名がデータ入力
- 従って、多くの人にとっては、ボードの中央部から最も鮮明な映像が届く

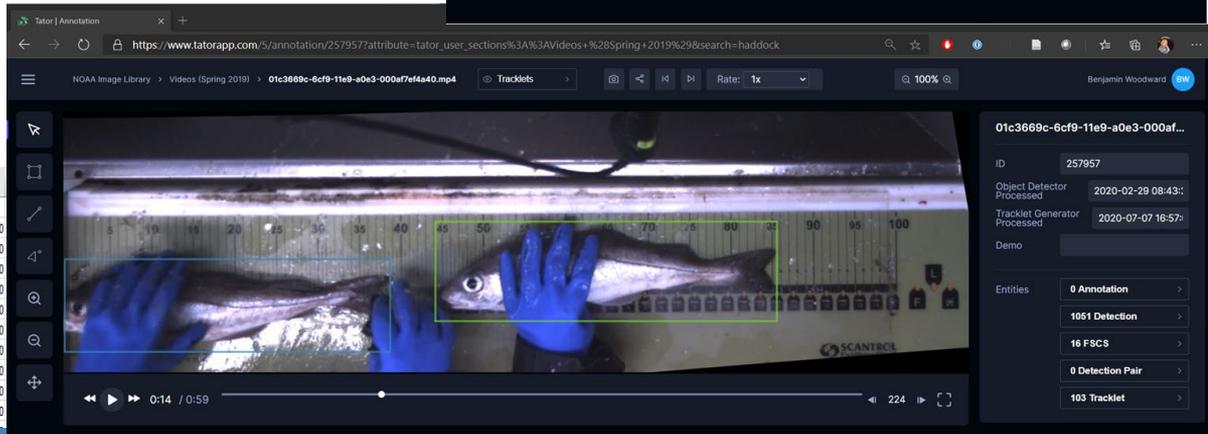
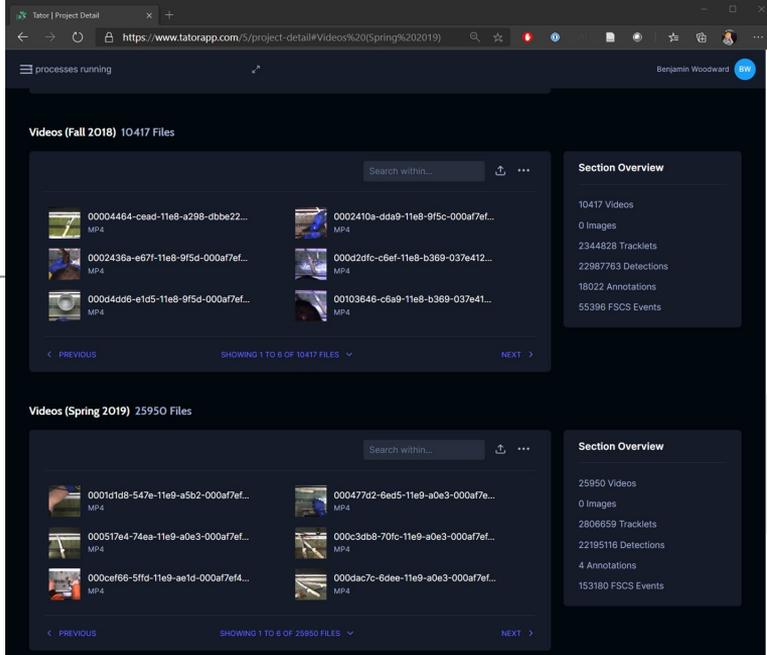


‘オンデッキ’位置 ↑ ↓



Tator Online - 画像や映像を共同で アノテーション（注釈）、分析作業

- 映像や画像のアノテーションと分析のためのウェブベースプラットフォーム
- CVision、NGS、NOAA SBIRが支援するオープンソースプロジェクト (<https://github.com/cvisionai/tator>)
- 階層的分類法を含むカスタマイズ可能なメタデータ（例：WoRMS、ITIS）
- サマリー・レポートの自動生成
- プラットフォーム内での自動分析とレビューのためのカスタム アルゴリズム パイプライン
- 他の画像ライブラリーへの寄稿素材として使用
 - FathomNet – MIT/MBARI/CVision
 - Fishnet.ai - TNC



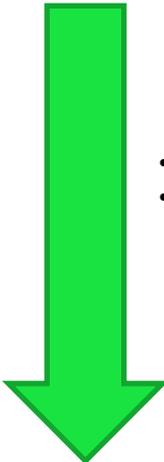
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	section	media	thumbnail	id	user	frame	type	x	y	width	height	Notes	Tentative Taxonomi	Species	MaxN	
2	Solomon	DOEX0015_20150111	7217014	Sarah Bingo	12275	box	0	0	934.5516	244.6917			Squalidae		0	
3	Solomon	DOEX0015_20150111	7217018	Sarah Bingo	15926	box	366.0237	12.99248	423.4179	367.0376			Squalidae		0	
4	Solomon	DOEX0015_20150111	7217019	Sarah Bingo	16541	box	538.2064	2.165414	525.2115	404.9323			Squalidae		0	
5	Solomon	DOEX0015_20150111	7217012	Sarah Bingo	9244	box	533.8748	0	210.0846	106.1053			Squalidae		0	
6	Solomon	DOEX0015_20150111	7217017	Sarah Bingo	15731	box	225.2453	0	1038.511	415.7594			Squalidae		0	
7	Solomon	DOEX0015_20150111	7217020	Sarah Bingo	16788	box	136.4467	28.15038	1012.521	395.188			Squalidae		0	
8	Solomon	DOEX0015_20150111	7217011	Sarah Bingo	9244	dot	663.824	58.46617	0	0			Selachii		0	
9	Solomon	DOEX0015_20150111	7217055	Sarah Bingo	9120	dot	492.7242	470.9774	0	0			Actinopterygii		0	
10	Solomon	DOEX0015_20150111	7217013	Sarah Bingo	12267	dot	468.9002	85.53383	0	0			Squalidae		0	
11	Solomon	DOEX0015_20150111	7217010	Sarah Bingo	0	dot	868.5037	55.01976	0	0			seafloor arrival; hard bottom	none		

映像解析自動化の階層化

- 対象物の位置 – ここで魚を見た
 - 枠内の魚をすべてカウント

- 対象物の分類 – この種の魚を見た
 - 枠の中の魚の種類を数える

- 複数対象物の追跡 – この個体の魚を見た
 - ビデオの中の異なる種類の魚の数を数える

- 
- 自動化促進
 - 難しさ増大

階層の各ステップの自動化にともない、アナリスト（人）のレビュー負担が軽減される

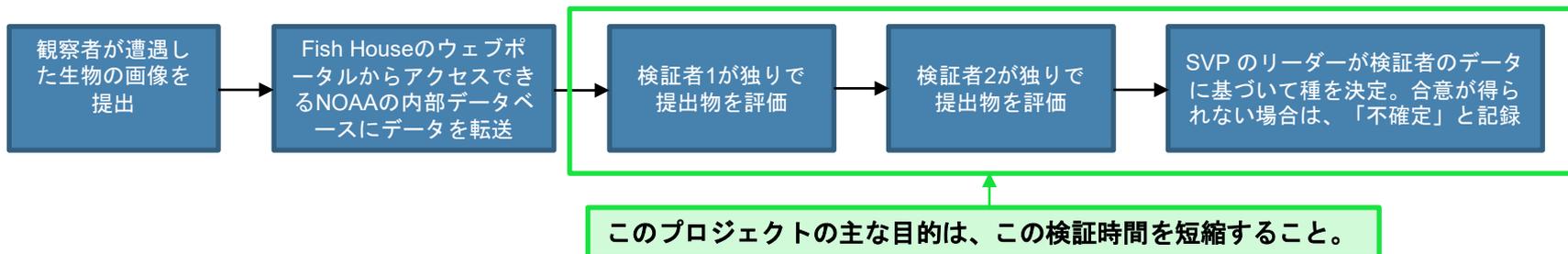
ハイカウント マッチング



種の検証プロジェクト

- 北東漁業監視プログラム（NEFOP）オブザーバーによる漁獲種の提出義務化
 - Fisheries Sampling Branch (FSB)のオブザーバープログラムでは、この正確でほぼリアルタイムのデータ収集を割当量や個体数のモニタリングに活用。
- Species Verification Program（SVP：種の検証プログラム）の目標
 - 観察された種の提出を確認することで、ハイレベルな種の特定期精度を確保する
 - オブザーバーに識別課題を伝え、トレーニング方法を改善する

種の提出確認プロセス



アルゴリズムのパイプライン化

SVP提出



画像の提出

全身魚群探知機

全身魚種を対象とした検出（バウンディングボックス）の生成

コンフィデンススコアに基づいて特定



画像のフィルタリング

信頼度 \geq 閾値 (0.4を使用) の単一検出の画像を選択

上記条件に合う画像がない場合は、すべての提出画像セットを使用

有効な検出基準を持つ画像（複数可）



画像分類

有効な画像セットで分類器を実行

分類フィルタ

エントロピーが最も低い分類器の結果を選択。上位3つのラベルをつけるが、エントロピー閾値以上の場合は「不明 (UNKNOWN)」とする

Top 3 ラベル:
 • HAKE, WHITE
 • HAKE, RED (LING)
 • HAKE, SPOTTED



物体検知器の性能

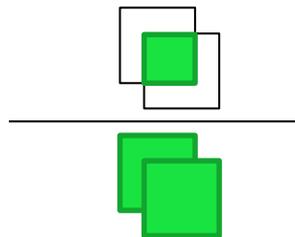
- HTMLレポートでパフォーマンスを報告
- 全身vs体の一部のイメージ
 - 検出器の検出数が0の場合、体の一部の画像から想定
 - それ以外の場合は、全身画像を想定
- 全身と一部の画像識別に基づく評価指標
 - 精度 Precision
 - 検出器が部分画像を全身画像と誤認する頻度
 - リコール Recall
 - 検出器が全身画像を部分画像として誤認する頻度
 - 交点（重複）÷ 統合 Intersection over union
 - 検出器のバウンディングボックスが、注釈付きの真実にどの程度匹敵するか。

検出器の性能指標

$$Precision = \frac{\# \text{ of correct whole body predictions}}{\# \text{ of correct whole body predictions} + \# \text{ of incorrect partial predictions}}$$

$$Recall = \frac{\# \text{ of correct whole body predictions}}{\# \text{ of correct whole body predictions} + \# \text{ of incorrect whole body predictions}}$$

$$IoU = \frac{Intersection}{Union}$$



Tator: 分析結果

分析結果: アノテーション (注釈) ギャラリー



特定の分類基準に関連した媒体/位置のセットをユーザーが素早く確認し、必要に応じて見直しのためのマークを付けることができる。

例:

- ヒラマサの位置 (局在) を見る
- 種の不一致を見つける
- 信頼度<0.8の位置 (局在) を見る

分析結果: アルゴリズム解析



管理者がトップレベルのアルゴリズム・パフォーマンス分析結果を見られるようにする。アルゴリズム性能の履歴も必要。

例:

- 混同行列
- データセット数
- プレジジョン・リコール・グラフ

Thank You!– 多くの方々のお力添えで このプロジェクトが成功しました

- Henry B. Bigelow crew 海上サポート
- ESB Staff 海上サポートと FSCS data 要求へのご対応
- Brett Alger, Andy Jones, Glenn Chamberlain, Chris McGuire アイディアやアドバイス
- FIS と NOP プロジェクトへの資金提供

From Imagery To Insights
www.cvisionai.com