

# AIによる海岸利用者の救助要請サイン検知の実用化に向けた研究 Study of help signal detection using AI for practical use

20N3100017H 澤頭 良介 (生命健康科学研究室)  
Ryousuke SAWAGASHIRA/ Life and health science Lab.

**Key Words :** AI, help signal, bathing beach, rescue

## 1. はじめに

わが国では、屋外の溺水事故の50%以上が海で発生している<sup>1)</sup>。また、全国約200箇所の海水浴場では、毎年2,000~3,000件のレスキューが行われている<sup>2)</sup>。海岸では、溺水の危険を感じた際や、近くに溺水者を発見した際に救助要請を行う方法として、手を左右に大きく振る「ヘルプシグナル」が世界的に推奨されている<sup>3)</sup>(図-1)。しかしながら、海水浴場では1人のライフセーバーが1,000人以上の利用者を監視しなければならないため、ヘルプシグナルの発見は容易ではない。一方、先行研究<sup>4)</sup>によれば、AIによってヘルプシグナルを検知可能なことが明らかになっている。しかしながら、先行研究でAI学習に用いられた動画は、冬期に撮影され、溺水者(被験者)以外の利用者がいないことや、カメラと被験者の距離が近く、被験者は常にカメラに対して正面を向いている等、設定条件が限定的であった。実際の海岸では、先に述べたように多くの人が利用しており、必ずしもカメラに対して正面を向いてヘルプシグナルを発信しているとは限らない。そこで本研究は、ヘルプシグナルを検知可能なAIモデルの実用化を目的とし、次の方法で段階的に研究を進めた。まず、先行研究の課題に対し、2020年の夏季に、海岸利用者がいる状況において、被験者の人数、位置、体の向きを変えた複数の動画を撮影し、これを学習用データに用いることで、様々な条件下においてヘルプシグナルを検知可能なAIモデルの構築を試みた。次に、構築したモデルの汎用性を検証するため、2021年の夏季に撮影した画像に対してAIモデルを適用し、



図-1 海水浴場におけるヘルプシグナルの例



図-2 御宿海岸とカメラの撮影範囲

モデルの再構築を行った。最後に、最適なモデルを実際の海水浴場のシステムに組み込むための検討を行った。

## 2. ヘルプシグナルを検知可能なAIモデルの構築

まず、夏季期間の様々な条件下においてヘルプシグナルを検知可能なAIモデルの構築を試みた<sup>5)</sup>。

### (1) 方法

2020年8月18日に千葉県御宿中央海水浴場にて、ヘルプシグナルの画像データを取得した。この海岸には3つのカメラが設置されており、1秒間に約3枚の画像が保存されている(図-2)。撮影は大潮の満潮、干潮と8月の平均潮位の3つの時間帯とし、被験者3人(A, B, C)が2つのカメラの撮影範囲内でヘルプシグナルを行う様子を撮影した(図-3)。被験者の位置は、対象海岸の海浜縦断形を参考に水深0.43mと、水深1.39m(10歳以上の日本人の膝と顎までの高さの平均)地点とし、被験者の体の向きは、汀線に対して垂直方向と、東西の監視台方向とした(図-4, 5)。表-1に示す撮影条件を組合せて計108ケース(45秒/ケース)を撮影し、12,458枚の画像データを取得した。次に、取得した画像内の被験者を矩形で囲い、ヘルプシグナル発信者を「drowning」、非発信者を「not drowning」とラベル付けをし(アノテーション)、学習用と検証用に画像データを9:1(cam01 [5,790 : 643], cam02 [5,422 : 603])に分けた。学習用データは、物体検知アルゴリズムであるYOLO v3<sup>6)</sup>を用いて矩形範囲内の特徴を学習させた。AIモデルは、cam01の画像データのみ学習に用いたmodel-1, cam02の画像データのみ用いたmodel-2, cam01とcam02の画像データ半分ずつ計約6,000枚を用いたmodel-3の3つのモデルを構築し、検証用データを用いて各モデルの検知精度を調べた。精度指標は、precision(AIが検知したもののうち検知結果が正しかった割合)、recall(検証用データのうちAIが正しく検知できた割合)、総合評価としてF measure(precisionとrecallの調和平均)を用いた。



図-3 cam01の撮影画像例(2020/8/18 14:00)

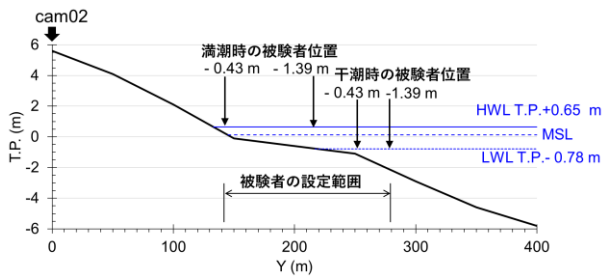


図-4 撮影範囲内の海浜縦断形

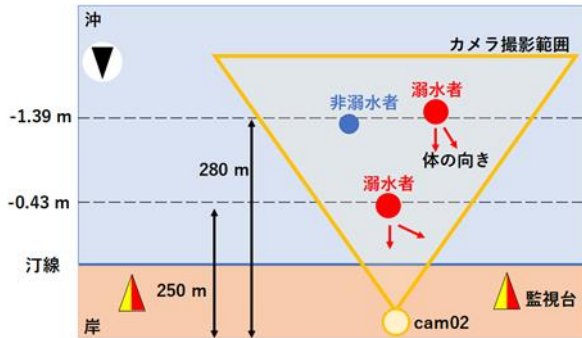


図-5 撮影ケースの例 (cam02の干潮時)

表-1 ヘルプシグナルの撮影条件

カメラ	cam01, cam02
潮位	満潮 (TP.+0.76 m), 干潮 (TP.-0.82 m) 8月平均潮位 (TP.+0.14 m)
溺水者位置	水深 0.43 m, 1.39 m
溺水者の向き	汀線に対して垂直方向 東西の監視台方向
溺水者数	1, 2, 3人

## (2) 結果

構築したAIモデルを検証用データに適用した結果、ヘルプシグナルの発信有無に対応してdrowning, not drowningを検知できていた。各モデルの精度評価の結果を表-2に示す。cam01の画像データを学習に用いたmodel-1は、cam01の検証データに対してのみ精度が高かった。model-2も学習に用いたcam02の検証データに対してのみ精度が高かった。一方、model-3はcam01, cam02の両方に対してこれらと同程度以上の精度であった。検証結果より、model-3は被験者の位置や体の向き等、実際に起こり得る様々な条件下の画像データに対して、多くのケースでdrowningを正しく検知できることが確認できた。

## 3. 汎用性のあるAIモデルの構築

2章では、2020年に撮影した学習データをAIに学習させ、同一の日、同一の被験者で撮影した検証データに対して検知可能であることを確認した。そこで3章では、学習データと異なる日、被験者で撮影した画像を検証データとすることでモデルの汎用性を検証した。さらに、モデルの修正と検証を繰り返し、汎用性のある最適なAIモデルの構築を行った (図-6)。

### (1) 方法

2021年8月23日に、学習データ取得時と同様の計108ケース (20秒/ケース) の画像データを同一対象地にて取得した。なお、ヘルプシグナルを発信する被験者3名は、学習データ取得

表-2 精度指標結果

model	検証データ	precision	recall	Fmeasure
1	cam01	72%	89%	80%
	cam02	51%	5%	9%
2	cam01	44%	20%	28%
	cam02	80%	92%	85%
3	cam01+02	77%	92%	84%

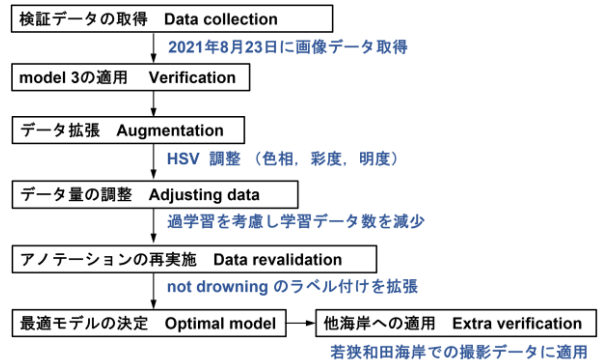


図-6 汎用性のあるAIモデルの構築フロー

時と異なる人物 (D, E, F) を選定した。こうして新たに取得した画像データ約6,000枚を検証データとした。

model-3を検証データに適用し、ヘルプシグナル検知率 (ヘルプシグナル発信中の20秒間の画像 (約90枚) のうち正しくdrowningを検知できた枚数の割合) を算出した。しかしながら、全ケースで合計318回のヘルプシグナルのうち、ヘルプシグナル検知率0%が94回、10%未満が159回あり、多くのケースで検知できなかった (図-7 (a))。そこで、model-3の学習データを探索的に調整、再学習させた新たな複数のモデルを構築し (表-3)、検証データのうちランダムに抽出した600枚に適用し精度を検証した。そのうち最も精度の高かったモデルを最適モデルとし、再度検証データの全ケースに適用させ、ヘルプシグナル検知率をケースごとに算出することで汎用性検証を行った。

### (2) 結果

各モデルの精度結果を図-8に示す。F-measureを各モデルで比較したところ、データ拡張したmodel-4、model-5はmodel-3より低く、データ量調整したモデルは、model-9とmodel-10がmodel-3より高くなった。アノテーション再実施したモデルは全てmodel-3より高く、特にmodel-15が全モデルで最も高かった。したがって、model-15を最適モデルとし、検証データの全ケースに適用させたところ、ヘルプシグナル検知率10%以上が270/318回あった。検知結果の画像を比較しても、model-3では非検知であった被験者をmodel-15では検知できていた (図-7 (b))。

### (3) 考察

model-3の汎用性を検証するために、学習データと異なる日、被験者の撮影画像を用いた検証データに適用したが、多くのケースでヘルプシグナルを検知できなかった。この理由として、被験者以外の周辺利用者に対してのnot drowningも非検知であったことから、A, B, C各被験者特有の詳細な情報を過大に学習したと考えられ、学習していない被験者D, E, Fのヘルプシグ

ナルがdrowningとして認識されづらかったと考えた。そこで、解決策として、3つの方法で学習データを調整した結果、データ拡張は効果が無く、データ量調整は3,000枚にしたmodel-10に精度の向上が確認できたが、最終的にアノテーション再実施は最も精度が向上し、model-15が最適モデルとなった。AIは事前に学習した特徴からdrowningとnot drowningのどちらであるかの確率を算出し判断するが、model-15が最適となった理由は、アノテーション再実施により、drowningの比較対象であるnot drowningがA, B, Cだけでなく周辺のヘルプシグナル非発信者全員となったことで、A, B, C以外のヘルプシグナルもdrowningと認識する確率が高くなったと考える。

model-15の汎用性検証では、多くのケースでヘルプシグナル検知率10%以上であったが、検知率0%はcam01の画像に対して13回であったのに対し、cam02は69回であり、cam02の検知不可が多かった。ここで、cam01の画像は2020年と2021年を比較しても画質は変わらないが、cam02は画質が低下しており、振っている手が画像上ではほとんど目視できない(図-9)。このことからcam02は画質の低下によってAIがヘルプシグナルを認識できなかったと考える。一方、cam01への適用の中でも、干潮時のケースに対してヘルプシグナル検知率10%未満が45回あった。干潮時に検知不可が多いのは、潮が引くことでカメラと被験者の距離が遠くなり、画像上の被験者サイズが小さくなったため、AIが特徴を検出しづらくなったと考える(図-4.10)。そこで、干潮時のケースの検証データ画像を約1.4倍に拡大し、これらの拡大画像をmodel-15に適用した結果、ヘルプシグナル検知率10%未満が18回に減少し、精度が高くなることが分かった。以上より、検証データからcam02を除外し、干潮時の画像を拡大させた検証データに対してmodel-15を適用すると、計156回のヘルプシグナルのうち129回はヘルプシグナル検知率10%以上であり、多くのヘルプシグナルを検知できたことから、汎用性をもったモデルであるといえる。



(a) model-3を検証データに適用



(b) model-15を検証データに適用

図-7 構築した AI モデルによる検知結果例(2021/8/23 15:10:29)

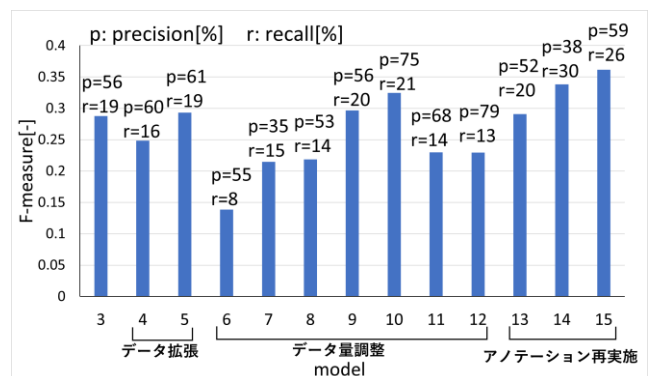


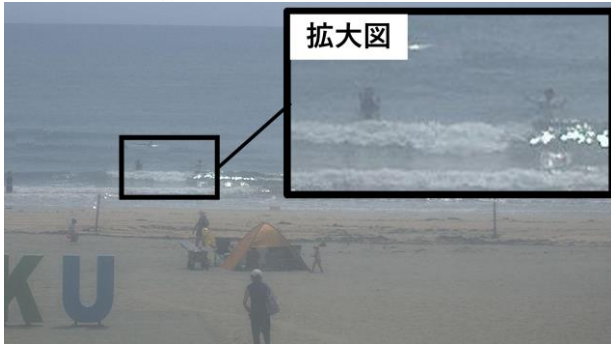
図-8 各 AI モデルの精度結果

表-3 AIモデルの概要

model	調整内容	内容説明	合計学習データ枚数 (内訳)
3	調整なし	—	約 6000 枚(cam01:cam02 = 1:1)
4	データ拡張	グレースケール化、 明度、彩度、色彩変更した画像の追加	約 18000 枚 (オリジナル:グレースケール:HSV = 1:1:1)
5			約 24000 枚 (オリジナル:グレースケール:HSV = 1:1:2)
6	データ量調整	画像をランダム抽出し学習データ数を減少	250 枚(cam01:cam02 = 1:1)
7			500 枚(cam01:cam02 = 1:1)
8			1000 枚(cam01:cam02 = 1:1)
9			2000 枚(cam01:cam02 = 1:1)
10			3000 枚(cam01:cam02 = 1:1)
11			4000 枚(cam01:cam02 = 1:1)
12	5000 枚(cam01:cam02 = 1:1)		
13	アノテーション再実施	被験者以外の海岸利用者も 「not drowning」のラベル付与	2000 枚(cam01:cam02 = 1:1)
14			3000 枚(cam01:cam02 = 1:1)
15			約 6000 枚(cam01:cam02 = 1:1)



(a) 2020年のcam02の撮影画像



(b) 2021年のcam02の撮影画像

図-9 cam02の撮影画像の画質の低下

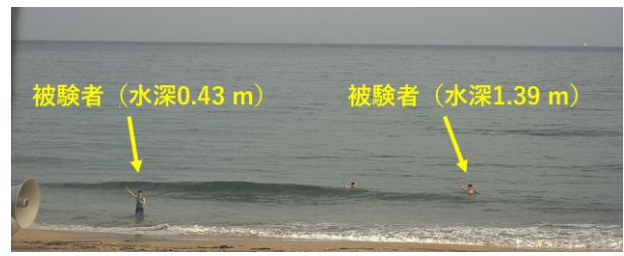
最後に、学習データとは別の海岸の撮影画像データに対して model-15を適用したところ、ヘルプシグナルを検知できたことから、他海岸への適用の可能性も確認することができた。

#### 4. ヘルプシグナル検知のシステム設計

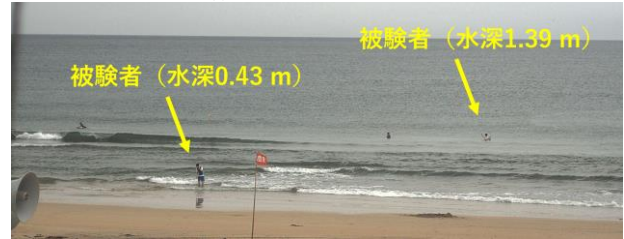
今回構築したAIモデルを実際に対象海岸にて運用するためのシステムを設計した。本システムは既に現地で運用されている離岸流検知システム<sup>9)</sup>の機材やネットワークに、作成したヘルプシグナル検知用のスクリプトと構築したAIモデルを搭載したGPUを新たに組み込むことでシステム設計を行った。システムの構成を図-11に示す。IPネットワークカメラで撮影した海岸画像をGPUが取得し、AIがリアルタイムでヘルプシグナルを検知する。検知があれば、ウェアブルデバイスのlineアプリにLTEルータを通して検知情報と画像を送信する仕組みである。このシステムを運用すれば、ウェアブルデバイスを装着した現地のライフセーバーがlineアプリからの救助要請を受信し、早期に溺水者の救助を開始することができると思われる。

#### 5. おわりに

本研究では、夏季海岸利用時に起こり得る様々な条件下のヘルプシグナル発信者を検知可能なAIモデルを構築した。最適モデルのmodel-15は、カメラ画質の維持、かつ干潮時の画像拡大により汎用性をもって検知できることが分かった。model-15を現地の海岸にて運用し、ライフセーバーの救助体制と組み合わせることで、溺水者の早期発見、救助につながると思われる。



(a) 満潮時の撮影画像



(b) 干潮時の撮影画像

図-10 満潮時と干潮時の撮影画像内の被験者サイズの差

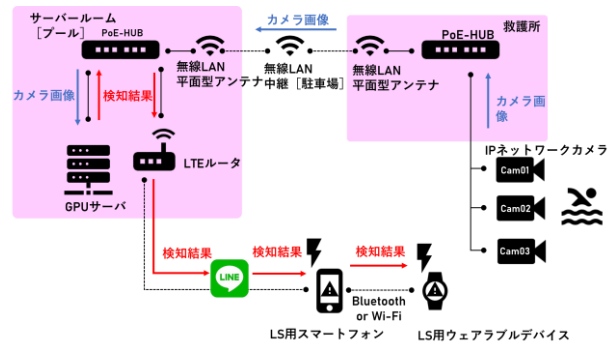


図-11 ヘルプシグナル検知システム構成図

#### 謝辞

本研究は公益財団法人日本ライフセービング協会からの委託研究の一部です。研究を進めるにあたり、ご協力頂いた関係者の皆様に心より御礼申し上げます。

#### 参考文献

- 1) 警察庁：令和元年における水難の概況，pp.3，2020.
- 2) 日本ライフセービング協会：ANNUAL REPORT,pp.22,2018.
- 3) 日本ライフセービング協会：サーフライフセービング教本，p.97，2013.
- 4) 田中理久，石川仁憲，島田良，小峯力：AIによる溺水者検知機能の開発，土木学会論文集 B3 (海洋開発)，Vol.76，No.2，p.I\_1019-I\_1024，2020.
- 5) 澤頭良介，島田良，石川仁憲，小峯力：AIによる海岸利用者の救助要請サイン検知の実用化に向けた研究，土木学会論文集 B3 (海洋開発)，Vol.77，No.2，p.I\_163-I\_168，2021.
- 6) Joseph, R. and Ali, F.: YOLOv3, An Incremental Improvement, arXiv1804.02767, 2018.
- 7) 石川仁憲，佐藤嘉亮，島田良，小峯力：AIによる離岸流検知機能の検証，土木学会論文集 B2(海岸工学)，Vol.75，No.2，p.I\_175-I\_180，2019.