

# ドローンと人工知能を組み合わせた 要配慮者の避難支援システムの開発

## DEVELOPMENT OF AN EVACUATION ASSISTANCE SYSTEM FOR PERSON IN NEED OF CARE BY COMBINING DRONE AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE

妹尾 大輝<sup>1)</sup>, 和田光真<sup>2)</sup>, 野々村敦子<sup>3)</sup>, 吉田 秀典<sup>4)</sup>

Daiki SENO, Mitsumasa WADA, Atsuko NONOMURA and Hidenori YOSHIDA

- 1) 香川大学大学院工学研究科 (〒761-0396 香川県高松市林町 2217-20, E-mail: s21g404@stu.kagawa-u.ac.jp)  
2) 香川大学創造工学部 (〒761-0396 香川県高松市林町 2217-20, E-mail: indv0371@kagawa-u.ac.jp)  
3) 香川大学創造工学部 (〒761-0396 香川県高松市林町 2217-20, E-mail: nonomura.atsuko@kagawa-u.ac.jp)  
4) 香川大学創造工学部 (〒761-0396 香川県高松市林町 2217-20, E-mail: yoshida.hidenori@kagawa-u.ac.jp)

The Great East Japan Earthquake, approximately 60% of the fatalities occurred among the elderly aged 60 or older. In response to this, it is required to make a list of person who need assistance in evacuation activities. However, there has been no progress due to the increase burden on supporter. Therefore, it is important to support the evacuation of person in need of care during the disaster. In this study, we combine drones and artificial intelligence to develop an evacuation support system for person in need of assistance. As a result, it is possible to grasp the situation of evacuation routes and monitor evacuation action.

**Key Words:** Drone, Artificial intelligence, Person in need of care, Evacuation assistance

### 1. 緒言

近年、気候変動の影響により日本で発生する自然災害の激甚化が顕著となっている。平成 23 年の東北地方太平洋沖地震では、死者・行方不明者約 19,000 人という未曾有の人的被害をもたらしたうえ、60 歳以上の高齢者の死亡率が被害全体の約 65% を占めた。加えて、障がい者の死亡・行方不明者の割合が健常者の約 2 倍に上るなど、災害時に自力で迅速な避難することが困難な者の被害が際立っていた。また、平成 30 年 7 月豪雨では、中国・四国地方でも甚大な被害が生じたが、同様に死者の約 7 割が 60 歳以上であった (Fig. 1<sup>(1)</sup>)。

こうしたことを受け、国は 2013 年に災害対策基本法を改正し、各自治体に高齢者や障がい者などの避難行動要支援者を把握するための名簿作成を義務付けた。その名簿を基に、要配慮者一人一

人について具体的な支援者を決め、避難を支援するための個別避難計画を作ることを推奨した。しかしながら、そうした取り組みは支援者の負担と支援者自身の高齢化により進捗がなされていないのが現状である。前者に関しては、そもそも個別避難計画自体が支援者の負担になることに加え、災害時には 1 名の支援者に対して 5 名の高齢者や要配慮者の面倒を見る必要がある<sup>(2)</sup>。後者に関しては、支援者自身が高齢化していることにより、災害時には高齢者が高齢者を支援しなければならないという状態になっている。わが国のような超高齢化社会においては、災害時に高齢者や障がい者のような要配慮者の支援を如何にして行っていくかが重要であると言える。

また、災害時における要配慮者の支援を検討するには避難経路で発生しうる問題についても考えなければならない。どの地域においても、現在、ハザードマップが策定されており、避難所や危険個所などを確認することが可能となっている。しかし、そうし

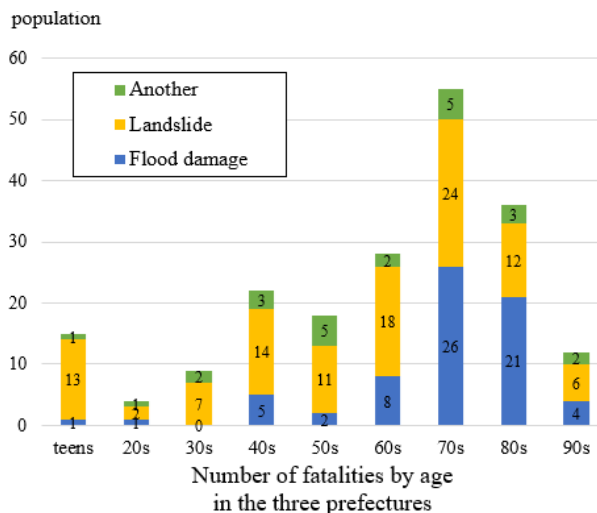
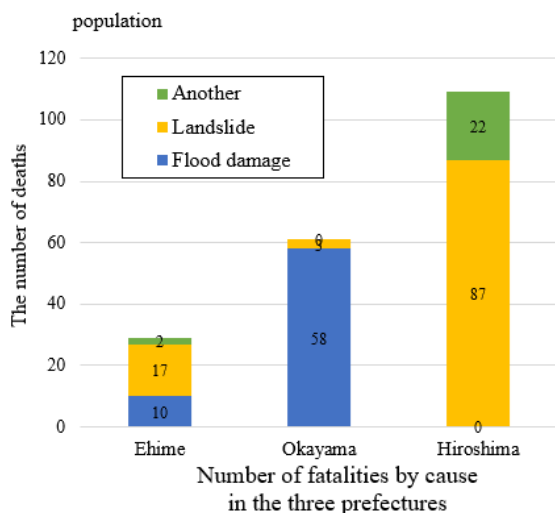


Fig.1 Human casualties due to the 2018 Japan Flood

たマップが策定されていたとしても災害時には避難経路ががれきや放置車両、河川氾濫、高潮、あるいは津波による浸水で機能しない可能性が出てくる。足の不自由な方も含まれる要配慮者が安全かつ迅速な避難を行うためには、災害直後における避難経路の状況把握も必要であると言える。

上記の2つの課題を解決するために、本研究では災害時において利用が増加するドローンに着目した。土木分野では国土交通省が提唱する i-Construction によって、近年の災害時においてドローンの利用が増加している。ドローンは人工衛星と比較して災害時に迅速に対応が可能であるという点を活かして災害状況の把握への利用がなされている。国土交通省の緊急災害対策派遣部隊である TEC-FORCE においてもドローンを用いて、実際の災害現場での状況調査等を行っている<sup>(3)</sup>。加えて、災害時の状況把握への利用だけでなく、ドローンを利用した災害支援への需要も高まっている。ドローンを利用した避難支援に関する研究はいくつかなされており、例えば鈴木ら<sup>(4)</sup>の研究では複数のドローンを使用した避難誘導について検討しており、高橋ら<sup>(5)</sup>の研究では避難所までの誘導プランの生成と屋外での避難誘導の予備実験を行っている。しかし、これらの研究はどれもシミュレーションや試作の段階に留まっているという現状である。また、杉安ら<sup>(6)</sup>の研究では津波避難時においてドローンに取り付けた避難誘導サインを用いて避難目的地までの誘導について検討を行っているが、避難誘導の対象者が要配慮者ではなく健常者である。これらのようにドローンを用いた避難支援の研究は未だ発展途上の段階にあり、要配慮者の避難に関しては取り組みがあまりなされていない。一方で、ドローンを用いた避難経路の状況把握に関する研究として、三平ら<sup>(7)</sup>は UAV (Unmanned Aerial Vehicle)

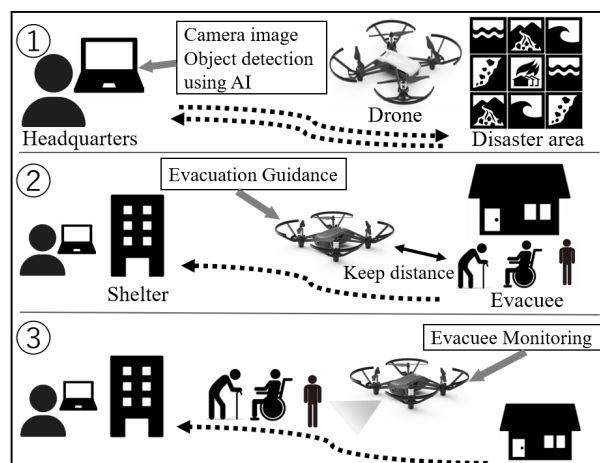


Fig.2 Evacuation assistance for person in need of care

を用いて道路領域と障害物(車両)の検出を行っている。しかし、障害物を検出する前に道路領域を判定しなければならない上、道路の状態(天候・時間帯)を考慮していない。道路そのものに影響されずとも障害物のみに着目し、それらを判別することで、より迅速な状況把握が可能になると考えられる。そうしたことを踏まえ、本研究では支援の対象を要配慮者としてドローンと人工知能(以降、AI)を組み合わせた避難支援システムの開発をすることで前述した課題の解決を図ることを目的とする。

## 2. 要支援者の避難支援システム

### 2.1. 全体概要

本研究で検討する要配慮者の避難支援システムを表す全体概要図を Fig. 2 に示す。避難に関しては、支援者の補助を必要としたり、車椅子を利用したりするような歩行を困難とする人を含む要配慮者が徒歩で避難所まで移動することを想定している。本研



Fig3 Mavic 2 Enterprise Dual (left) & DJI Tello (right)

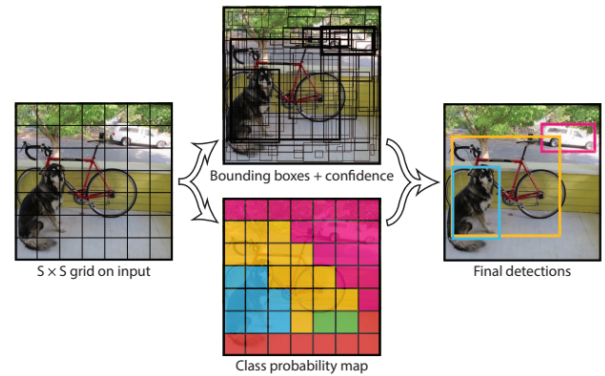


Fig4 Flow of YOLO to object detection<sup>(9)</sup>

究では、以下の3つのステップに分けて避難支援を行うこととする。

①災害発生時には、探索用ドローンを災害対策本部などの拠点となる場所より飛行させ、災害発生地域の空撮を行い、主にハザードマップ等で避難所へと続く避難経路が収まるように画像・映像を取得する。探索用ドローンにより取得した画像・映像を基に歩行が困難となる要因（本研究では「車両」）をAIを用いて検出し、道路の通行可否を判断する。道路が通行可能と判断された場合、その道路は避難経路として利用できるが、通行不可能であると判断された場合、その道路は避難経路としては利用しない。

②避難経路の閉鎖状況を確認し避難可能であると判断した後、要配慮者の元までドローンを飛ばし避難所まで避難誘導を行う。避難誘導を行う際には、決められたルートに沿って誘導を行うことに加え、足の不自由な要配慮者との距離が離れすぎないように一定の距離を保ちながら飛行を行う。

③通行可能と判断された経路を利用し、要配慮者が避難を行っている際に、避難行動の様子をドローンを用いて監視する。その際にはAR (Augmented Reality) マーカ<sup>(8)</sup>を使用し、監視用のドローンはこのAR マーカを人の目印として認識し、カメラ映像をフィードバックすることで映像から避難の様子を確認する。フィードバックした映像からどの人が避難隊列から遅れているのか、また要配慮者が予期せぬ行動を取っていないかなどを災害対策本部側で把握し、必要であれば応援を向かわせるなど避難所までの安全な避難を行えるようにする。

以上に示す3つのステップにより、要配慮者の避難支援を実現するものとする。すなわち、災害発生後には、ドローンで取得した画像からAIを用いて物体検出を行い、要配慮者でも避難が可能な避難経路を決定し、避難時には、リアルタイムでAR マーカを認識して要配慮者を監視するということである。また、将来的には、もう1台のドローンが、先に決定した避難経路を誘導かつ避難者となる要配慮者との距離を保つようにして避難を支援することを想定している。

本研究の避難支援システムは、ドローンが飛行できることを前提としたシステムであることから、システムが機能するためには

ドローンが飛行可能な環境下である必要がある。ドローンの飛行に影響を与える最も大きな要因としては天候が挙げられる。特に、ドローンは雨や風といった外乱に弱く、安定した飛行を行うことが困難になる。そのため、豪雨や台風といった災害を受けている間はドローンの飛行を行うことができず、本システムは機能しないことから、本システムは天候に左右されない地震災害の際に利用するシステムとなる。本研究が想定する地震災害とは、被災地内で通信障害が発生するような大規模なものであり、外部の情報を得られるスマートフォン等が利用できない場合に活躍するシステムを目指している。本システムは、避難者が通信障害によって災害情報が得られない場合に、情報収集・避難誘導などの避難支援を行えることが強みとなると考えている。

## 2.2. 要素技術

上述した3つのステップはそれぞれ「避難経路の状況把握」、「避難誘導」、「避難行動の監視」という3つの要素技術により構成される。その詳細に関して以下に記述するが、「避難誘導」の技術に関しては本稿執筆時において検討段階であるため、概要のみの記述とする。

### 2.2.1. 避難経路の状況把握

Fig. 2 における①の実現のために、ドローンとAIを組み合わせる手法を用いる。その手法として、ドローンで撮影した画像・映像に対して、AIの一つであるCNN (Convolutional Neural Network) を利用した物体検出を行う。ここで使用するドローンは、主に災害現場などの業務利用向けに利用がなされているDJI社製のMavic 2 Enterprise Dual (Fig. 3 左)を用いた。被写体を自動で追尾するアクティブトラック等の機能はないものの、4K可視光カメラを搭載しており、空撮をメインとするDJI社製の他のドローンに劣らない解像度の画像を取得することが可能である。本研究では、フライトコントローラを使用してドローンを操作し、目的の画像・映像の空撮を行う。また、ドローンにより取

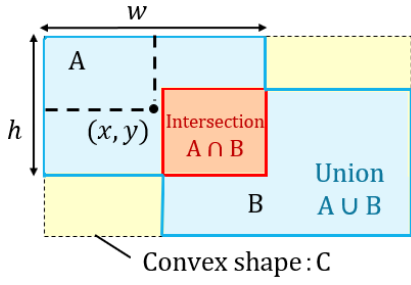


Fig5 Overlap of Bounding Box

得した画像・映像に対して物体検出を行い、避難経路となり得る道路の状況把握を行う。CNN を用いた物体検出手法はいくつかあるが、本研究では導入が容易であり、高速処理・汎化性能に優れた YOLO(You Only Look Once) を採用した。

YOLO は、オブジェクトの領域推定とクラス分類という 2 つの処理を単一のネットワーク内で行うことができるため、リアルタイムオブジェクト検出が可能な手法である。Fig. 4 に YOLO の物体検出までの流れを表したモデル図を示す。まず、YOLO では入力画像を正方形にリサイズし、それを畳み込みニューラルネットワークの入力とするが、その際に正方形の画像全体を  $S \times S$  の grid cell (グリッド領域) に分割する (Fig. 4: 左)。次に、分割した各 grid cell に対して、 $B$  個の矩形領域 (Bounding Box) と信頼度 (confidence) を推測する (Fig. 4: 中央上)。ここで、 $B$  は 1 グリッドセルあたりの Bounding Box の数を表す。信頼度は、Bounding Box に物体が入っていて正確に領域を囲っているかの正確さを表し、Eq. (1) のように定義されている。

$$Confidence = Pr(\text{Object}) * IoU_{Pred}^{Truth} \quad (1)$$

ここで、 $Pr(\text{Object})$  は Bounding Box に物体 (Object) が含まれている確率であり、 $IoU$  (Intersection over Union) は正解 Bounding Box ( $Truth$ ) と推定 Bounding Box ( $Prediction$ ) の一致具合を示す指標である。Eq. (1) 右辺の確率  $Pr(\text{Object})$  は、Bounding Box の中に Object が存在しない場合、0 になることから、信頼度全体も 0 になる。また、Bounding Box は中心座標  $(x, y)$  と幅と高さ  $(w, h)$  で表すことができ、第二項の  $IoU$  は、Fig. 5 に示すパラメータを用いて Eq. (2) のように表される。

$$IoU_{Pred}^{Truth} = \frac{\text{Area of Intersection}}{\text{Area of Union}} = \frac{Pred \cap Truth}{Pred \cup Truth} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2)$$

したがって、Eq. (2) を用いて Eq. (1) は以下のように書き換え

られる。

$$Confidence = Pr(\text{Object}) * \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (3)$$

Bounding Box と信頼度を推測すると同時に、各 grid cell はクラス (物体の種類) ごとにそのクラスである確率も推測する (Fig. 4: 中央下)。言い換えると、grid cell が物体である場合どのクラスに属するのかの確率、つまり条件付き確率を推測すると言える。物体の種類数を  $C$  (個) とすると、分類クラスは  $Class_i$  と表すことができる。ここで、 $i$  は物体の種類数によって変化する変数であり、例えば、人・車・木の 3 種類の分類クラス ( $C = 3$ ) が存在する時、 $i = 1, 2, 3$  となる。grid cell ごとに  $C$  個のクラスだけ算出される条件付き確率は、Eq. (4) のように計算することができる。

$$\text{Conditional class probability} = Pr(\text{Class}_i | \text{Object}) \quad (4)$$

Eq. (4) は、各分類クラスの予測確率を表しているため、全てのクラスの値を足し合わせると 1 になる。

最後に、Eq. (3) の「各 Bounding Box の信頼度」と Eq. (4) の「各クラスの予測確率」を掛け合わせることで、各 Bounding Box ・各クラスごとの信頼度スコア (Confidence score) を得ることができる。信頼度スコアは Eq. (5) に示す式で計算できる。

$$\begin{aligned} \text{Confidence score} &= Confidence \times \\ &\quad \text{Conditional class probability} \\ &= Pr(\text{Object}) * IoU_{Pred}^{Truth} * \\ &\quad Pr(\text{Class}_i | \text{Object}) \\ &= Pr(\text{Class}_i) * IoU_{Pred}^{Truth} \\ &= Pr(\text{Class}_i) * \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \end{aligned} \quad (5)$$

Eq. (5) の信頼度スコアに基づき、どの Bounding Box が対象とするクラスの物体を正確に検出できているかを判断する。

また、Bounding Box とクラスの予測確率を合わせることで、何の物体であるかを示す複数の Bounding Box を得ることもできる。重複領域も含んだこれらの Bounding Box は、信頼度スコアの高い Bounding Box を基準にしきい値を用いることによって、一つの物体に一つの Bounding Box となるように選別する。以上のプロセスを経て、YOLO による物体検出結果が得られる (Fig. 4: 右)。

以上で説明した YOLO は、これまで v1 から v5 までの計 5 つのバージョンが公表されている。YOLO を開発した Joseph らは、YOLOv2<sup>(10)</sup>、YOLOv3<sup>(11)</sup> を発表した論文にて、YOLOv2

よりも YOLOv3 の方が認識精度は向上しているということを示している。また、Yan ら<sup>(12)</sup> は、YOLOv3, v4, v5 を用いて実際に物体検出を行い、その精度・学習速度の比較を行っている。その結果、この 3 つのバージョンの中では YOLOv5 が最も優れた値を得られ、さらにはモデルのサイズも小さくなったという結論を得ている。このことから、YOLO はバージョンが更新されていく毎に高性能化していることが分かる。そのため本研究では、現時点で最も高性能な YOLOv5 を採用した。

YOLOv5 の学習における損失関数<sup>(13)</sup> は、*GIoULoss* (Generalized IoU Loss) を採用している。*GIoU* とは、*IoU* を一般化した概念であり、*GIoU* を用いることで、2 つの Bounding Box が全く重なっていない場合に、2 つの領域がどの程度離れた位置にあるかを定量化することが可能となる。*GIoU* は Fig. 5 に示すように、2 つの領域の積と和に加え、2 つの領域を囲む最小かつ同じ形状の領域を用いて Eq. (6) のように計算される。なお、*GIoULoss* は、1 から *GIoU* を引くことで計算できる。

$$\begin{aligned} GIoU &= IoU_{Pred}^{Truth} - \frac{|C - A \cap B|}{|C|} \\ &= \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} - \frac{|C - A \cap B|}{|C|} \end{aligned} \quad (6)$$

$$GIoULoss = 1 - GIoU \quad (7)$$

### 2.2.2. 避難誘導

前述したように、①によって避難経路の状況把握が完了し、避難経路を決定した後、その情報をウェブサイトで公開することで避難者がスマートフォンで確認できるようにするなど、避難経路決定後の避難所までの誘導方法は様々な選択肢がある。他方で、本システムが想定しているようなスマートフォンなどが使えないような通信障害が発生するほどの大規模な災害であった場合、スマートフォンで確認する以外の方法では、もう 1 台のドローンで誘導することも可能であると考えており、その技術について、現在、検討中である。

### 2.2.3. 避難行動の監視

Fig. 2 における③の実現のために、ドローンと画像処理を組み合わせた手法を用いる。そのために、ドローンを操作するためのコーディングを行い、搭載されたカメラに映る AR マーカを認識できるようにする必要がある。AR マーカとは、バーコードや QR コードのようなデータを持ったパターン画像の一種であり、二次元バーコードと同じである。AR マーカの特徴として、QR コードと同じように黒い枠内の図柄のパターンによってマーカの種類 (ID) を区別することが可能である。そのため、複数人に別々のパターンの AR マーカを付与することで、マーカの種類

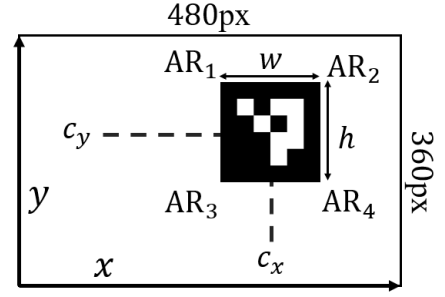


Fig6 Details of AR marker coordinates

によって人を判別することができるようになる。加えて、ドローンに搭載されるカメラでマーカを撮影することで、マーカに対しての相対位置や距離を求めることができるという利点もある。こうした特徴や利点を考慮して、人の判別のために AR マーカを使用することとした。また、ここで使用するドローンは、Ryze 社製の DJI Tello (Fig. 3 右) を用いた。Tello は、重量 200g 未満のトイドローンに分類され、GPS 非搭載の小型な機体ながらもジャイロ、気圧センサー、ビジョンセンサー等の各種センサーにより安定した飛行が可能である。また、Tello はプログラミングにより飛行させることが可能なドローンであり、プログラミング言語の Python によるコーディングを行うことで、フライトコントローラを必要とせずに自律飛行させることができる。以上に挙げたメリットやプログラミング飛行ができる点に着目し、Tello を採用した。

前述したように、人を認識するための目印として AR マーカを用いて、Tello により撮影した映像からマーカを認識できる環境の構築を試みた。Tello のカメラが AR マーカを認識したとき、AR マーカの ID と四隅の座標  $AR_m(x[m], y[m]) (m = 1, 2, 3, 4)$  を得る (Fig. 6)。ここで、 $m$  は AR マーカにおける四隅の座標位置を表しており、左上を  $m = 1$ 、右上を  $m = 2$ 、左下を  $m = 3$ 、右下を  $m = 4$  とする。すなわち、AR マーカの左上の座標は  $AR_1(x[1], y[1])$ 、右下の座標は  $AR_4(x[4], y[4])$  で表されるため、幅  $w$  と高さ  $h$  は Eq. (8)、Eq. (9) のように計算できる。

$$w = |x[1] - x[4]| \quad (8)$$

$$h = |y[1] - y[4]| \quad (9)$$

また、AR マーカの中心座標を  $c_x, c_y$  とすると、Eq. (10)、Eq. (11) のように計算できる。

$$c_x = (x[1] + x[4])/2 \quad (10)$$

$$c_y = (y[1] + y[4])/2 \quad (11)$$

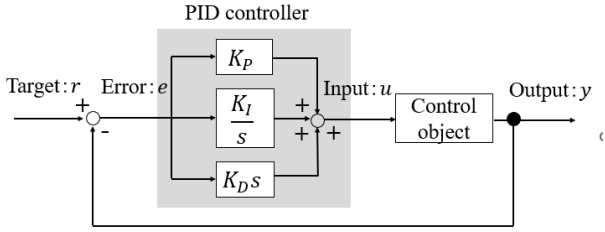


Fig.7 Feedback control system

Tello が人を認識し続ける、すなわち AR マーカを追尾し続けるために、ドローンが観測した成分 ( $w, h, c_x, c_y$ ) を用いてマーカをカメラ映像の中心に捉え続ける入力を行う。Tello より取得する画像・映像は  $960 \times 720$  の HD 画質となっているが、PC への画像処理でかかる負荷等を考慮し、サイズを半分の  $480 \times 360$  へと変更している。そのため、AR マーカの中心座標を Tello のカメラ映像の中心座標である  $(240, 180)$  になるようにフィードバック制御をかける。

フィードバック制御とは、機体（制御対象）の状態を常に監視し、それが目標からずれた際にその誤差をリアルタイムで修正する制御方法である。一般的なフィードバック制御のシステムは、Fig.7 に示すようなブロック線図を用いて表される。まず、Fig.7 において、制御対象（Control object）とその周辺の信号に着目する。制御対象とは制御したいシステムのことであり、本研究においてはドローンが該当する。今、制御したいものはドローンが認識した AR マーカの位置（中心座標）であり、これはドローンから得られる情報であるため、ドローンの出力（Output:  $y$ ）として表される。一方で、AR マーカの位置を調整するためにドローンに作用するのは制御器（詳細は後述する）からの操作量であり、これがドローンへの入力（Input:  $u$ ）として働く。次に、制御器（Controller）とその周辺の信号に着目する。制御器とは前述した制御入力を生成するシステムのことであり、コントローラとも呼ばれる。本研究での制御器は PC であり、この PC から出力される操作量が制御入力として、制御対象のドローンへと入力される。一方で、制御器である PC への入力は、目標値（Target:  $r$ ）と出力の差（Error:  $e$ ）である。本研究においては目標値はカメラ映像の中心座標、出力は AR マーカの中心座標が該当する。これを基準として、ドローンへと与える操作量  $u$  が決定される。

本研究では、前述した制御器において PID 制御というアルゴリズムを採用した。PID 制御とは、P（Proportional：比例）、I（Integral：積分）、D（Differential：微分）の 3 要素から構成されており、一般的に Eq. (12) に示す式<sup>(14)</sup>で表される。

$$u(t) = K_p e(t) + K_I \int_0^t e(\tau) d\tau + K_D \dot{e}(t) \quad (12)$$

前述したように、 $u(t)$  は単位時間当たりの入力（操作量）、 $e(t)$  は目標値と出力の差として表され、 $K_P, K_I, K_D$  は各制御における制御ゲインを表す。制御ゲインとは調整パラメータであり、この値を変化させることで制御の性能を高くすることが可能である。また、 $e$  に関しては Fig.7 に示すパラメータを用いて、 $e = r - y$  と表すことができるため、Eq. (12) は Eq. (13) のように書き換えることができる。

$$u(t) = K_p \{r(t) - y(t)\} + K_I \int_0^t \{r(\tau) - y(\tau)\} d\tau + K_D \{\dot{r}(t) - \dot{y}(t)\} \quad (13)$$

Eq. (13) において、第一項が P 制御、第二項が I 制御、第三項が D 制御を表している。P 制御は、PID 制御における基本動作であり、目標値と出力との偏差に比例した入力を調節する制御方式である。I 制御は、風などの外乱に抗い、出力を目標値に留める制御方式であり、D 制御は、振動的な挙動を抑制し、出力を滑らかに目標値に導く役割をする制御方式である。以上の 3 つの制御により PID 制御は構成されているが、本研究では最も基本的な P 制御のみを採用し、「AR マーカを捉え続ける」という制御を行った。

P 制御のみである場合、Eq. (13) の第一項が示すように、目標値と出力の差に比例するゲイン  $K_P$  を掛け合わせるだけでドローンへの入力  $u$  が計算できる。前述したように、PC に映し出されるカメラ映像の中心座標  $(240, 180)$  が目標値であり、AR マーカの中心座標  $(c_x, c_y)$  が出力である。したがって、ドローンへの  $x$  軸方向の入力を  $u_x$ 、 $y$  軸方向の入力を  $u_y$  とすると、Eq. (14) と Eq. (15) に示す式で計算できる。

$$u_x = K_P * (240 - c_x) \quad (14)$$

$$u_y = K_P * (180 - c_y) \quad (15)$$

さらに、AR マーカの中心座標をカメラ映像の中心に合わせるだけでなく、映し出される AR マーカの大きさを一定に保つためにマーカの幅に関する制御を行う。カメラ映像に映る AR マーカの幅の基準を 100px とすると、現在の AR マーカの幅  $w$  を 100px にする入力  $u_w$  は、Eq. (16) で表すことができる。

$$u_w = K_P * (100 - w) \quad (16)$$

前述したように、制御の性能はゲインによって決まるが、この調整は実際に制御対象を動かしながら手作業で試行錯誤的に実施



Fig8 Images taken by Mavic 2 Enterprise Dual  
(left : Gokenzan, right : Kagawa University)

することが多い。  $K_P$  のような制御ゲインを決定する際には、プロセスゲインについて考えなければならない。プロセスゲインとは、制御する対象がどの程度の能力を持っているかを表す指標であり、本研究で言えば機体の安定性の高さと表現できる。Tello は前述したように、複数のセンサーによって安定したホバリングを行うことが可能である。そのため、自作のドローン等と比較するとその安定性は高いと言える。すなわち、プロセスゲインは高いと言え、他方で、プロセスゲインが高ければ制御ゲインは小さくなる傾向にあるため、本研究では基準値を 0.1 という低い値に設定し、そこから 0.1 ずつ増減させて調整を行った。その結果、 $u_x$ ,  $u_y$  では  $K_P = 0.3$ ,  $u_w$  では  $K_P = 0.7$  のとき、ドローンが安定した挙動を示したため、以上の値をそれぞれの制御ゲイン  $K_P$  として設定した。

### 3. 各要素技術の実証実験

本論文では、「避難経路の状況把握」と「避難行動の監視」の要素技術に関して、実証実験を行った結果について以下に記述する。

#### 3.1. 避難経路の状況把握

##### 3.1.1. ドローンによる空撮

Fig. 8 に Mavic 2 Enterprise Dual を使用し、香川県高松市の五剣山（標高 375m）周辺（以降、五剣山）と香川大学林町キャンパス駐車場（以降、香川大学）で撮影した画像を示す。ドローン飛行には航空法等に基づく規制があり、公共の道路を飛行・撮影することは困難であったため、本研究では許可を得ることができた五剣山と香川大学での撮影を行った。香川大学に関しては、研究対象としている「道路」ではないが、車両がアスファルト上にある状況は道路と変わらないため、研究のロジック等の検証には問題がないと判断した。また、空撮は撮影関係者以外の人・物に対して安全を確保したうえで実施した。五剣山での空撮では関係者の車両しか駐車していなかったため、車両の上空を飛行しながら撮影を行ったが、香川大学ではほとんどが関係者以外の車両であり、車両・歩行者への安全の観点から道路・建物境界または

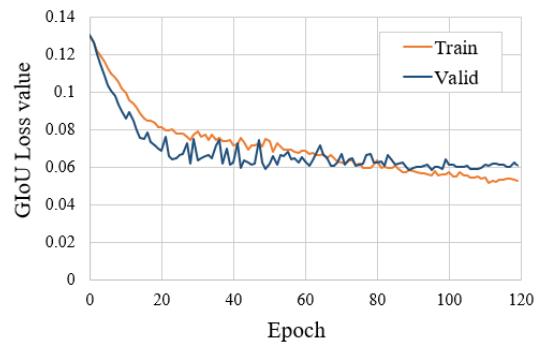


Fig9 Transition of loss

駐車している車両より 30m 離して撮影を行った。

##### 3.1.2. YOLO を用いた車両検出モデルの作成

車両を検出するにあたり、前述した YOLO を用いて車両検出モデルの作成を行った。ドローン画像と同じく上空より車両を撮影した画像を Photock というフリー画像を提供するサイトより入手した。画像は全部で 259 枚入手し、アノテーションツールである RoboFlow を使用し、ラベル付けを行った。その際、教師データとして与えたラベルは自動車（軽自動車、普通自動車の区別なし）、トラック、バス、自転車とした。今回検出すべきは車であるが、検出する段階で他のラベルとして誤検知されないかを確認するため、上記のラベルを設定した。

モデル学習時における損失の推移を Fig. 9 に示す。この時の損失は上述した  $GIoULoss$  (Eq. (7)) により求められた値とする。損失は学習が進むごとに小さくなっていき、100~120epoch 付近で値が収束していることが分かる。そのため、本研究では 120epoch まで学習したモデルを用いて検証を行う。

##### 3.1.3. 車両検出結果

YOLO で作成した検出モデルによる車両の検出結果を Fig. 10 と Fig. 11 に示す。各図において、検出箇所を分類結果と同様の色で囲い、その上に検出結果の信頼度を示している。Fig. 10 では、画像に写る 2 台の車両が 0.63, 0.77 という信頼度で検出が可能になっており、Fig. 11 では車両の台数は多いものの、車両の駐車されている箇所は概ね検出ができていくことが分かる。車両は非常に多くの種類・色・形・サイズのものが存在しているが、そうした車両の特徴の違いによって検出結果に大きな偏りは生じなかった。特に、Fig. 8 には主に自動車が写っていたが、現状の訓練データで作成した車両検出モデルでは、軽自動車・普通自動車に関係なく検出することが可能になった。すなわち、本研究で使用した車両検出モデルは、軽自動車（全長 3.4m 以下、全幅 1.48m 以下、全高 2.0m 以下の車両）と普通自動車（全長 4.7m、全幅 1.7m、全高 2.0m をどれか 1 つでも上回る車）であれば検出



Fig.10 Result of vehicle detection(Gokenzan)



Fig.11 Result of vehicle detection(Kagawa University)

が可能であると言える。また、検出結果に大きな影響を与えると想定されたのは車両の色である。色は画像に写る車両の特徴として最も判断しやすく、検出モデルにおいても教師用データでラベル付けする際にデータが少なければ検出が困難になる可能性が考えられた。最近の車両は、カラーバリエーションが赤や青、緑といった原色やパステルカラーといったように豊富にはなっているが、全体的にみると基本的に黒や白色の車両が多い傾向にある。そのため、モノトーンカラー以外の車両は必然的に教師データ数が少なくなる。しかし、本研究で色の違いによって車両が検出できなかったのは、Fig. 11 の青丸で囲った黄色の車両だけである。これは、学習用データの中に黄色の車両が少なかったことが原因であると考えられる。言い換えれば、それ以外の赤色の車両や青色（水色も含む）の車両は、黄色の車両よりも教師データが多かったことで、車両としての検出が可能になったということである。実際の検出によって、黄色の車両のような学習用データで他と比較して少ないような対象物の検出は困難であるということを確認できた。災害時にどのような種類・色・形・サイズの車が画像に写っていたとしても確実に検出ができるようなモデルを作成するためには、想定される様々なパターンの教師用データを用いた検出モデルの作成が必要になると言える。また、本研究では基礎的実験段階の検証として車両を対象として検出を行ったが、同様の手法を用いることにより、瓦礫などで封鎖された道路等を検出することも可能になると考えられる。

現段階では、車両の検出に留まっているが、今後は車両検出結果より、道路が避難可能な状況か否かを判断する方法を検討している。避難可能な道路としては要配慮者が通行可能かを考える必要があり、要配慮者が避難する際のパターンとしてはいくつか想定される。例えば、車椅子を利用している場合や車椅子は利用していないが介助歩行で本人の体を支えて歩行する場合などが挙げられる。全てに共通するのは、健常者のみの避難の場合と比較し

て移動のための四方のスペースが必要ということである。そのため、健常者だけであれば避難が可能な道路幅であっても、要配慮者の避難は困難になる可能性がある。車椅子が通行に必要な最低限の道幅はおおよそ 0.7~0.9m（回転させるためには、四方 1.35~1.5m のエリアが必要）であるが、介助歩行の場合は 1.5 人分の幅を必要とするため、おおよそ 1.2m 必要となる。現時点では車両検出結果からどれだけの道路幅が確保できるかを判断することは困難である。そのため、今後は車両の検出結果を自動的にマップに落とし込み、検出結果の有無から避難可能かを判断できる道路閉塞マップの作成を検討する。

### 3.2. 避難行動の監視

#### 3.2.1. AR マーカ認識実験

本研究では予備実験として AR マーカを手に持った状態で AR マーカを正しく認識し追尾することが可能かの実験を行った。Tello による AR マーカの認識実験の様子を Fig. 12 に示す。Tello は、その構造上カメラのジンバルを変更することができないため、避難者に見立てた人（被験者）が持つ AR マーカと同じ高さまで上昇させる必要がある。その場合、Tello による AR マーカの自動追尾が解除された場合、被験者にそのまま衝突する危険性がある。こうした状況を避けるため、本来は被験者よりも高い位置に Tello を飛行させ、カメラのジンバルを変更させることで斜め上から被験者の AR マーカを捉え続ける必要がある。しかし、本研究ではまず AR マーカを確実に認識し、それを自動追尾できるかの技術的な確認を行うという意味で、被験者と同じ高さで安全に追尾することが可能かを検討した。

実験で使用した AR マーカは、Python のプログラムにより作成し、11.5 × 11.5 cm に拡大したものを印刷した。AR マーカはクリップボードに張り付けたのち、被験者に持たせ、Tello の前を移動してもらった。移動に関しては、直線的な動きだけでなく、カーブを描きながら曲がる移動、その場に停止後再度動き出すと



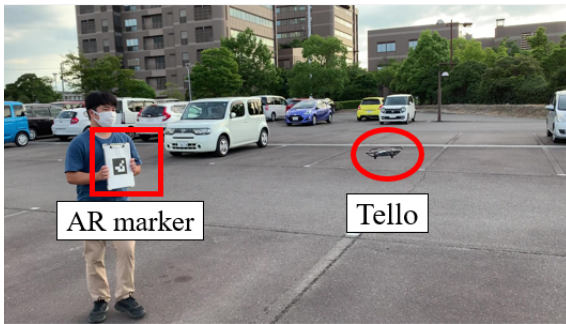


Fig.12 AR marker recognition by Tello

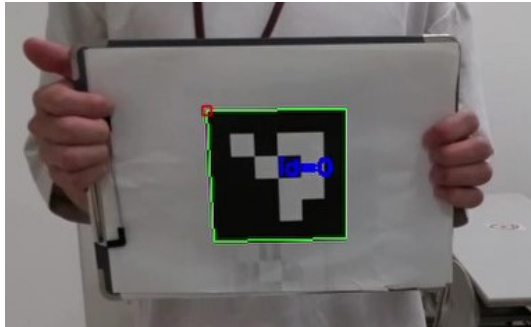


Fig.13 AR marker on Tello camera

いったような複数のシチュエーションを想定し、実験を行った。

### 3.2.2. 実験結果

実験の結果、被験者に持たせた AR マーカを Tello が認識し、自動追尾することを確認できた。また、同時に、Tello のカメラ映像から、被験者の行動を監視することも可能となった。ここで、Fig. 13 に AR マーカを認識し、自動追尾している際の Tello のカメラ映像の切り抜きを示す。Tello のカメラが AR マーカを認識し、ID 番号を青文字で表示するとともに、AR マーカの外周を緑色に囲っている様子が分かる。Tello を動かすプログラムを処理している PC の画面では、AR マーカが認識されるたび、画面内における座標が表示されるようになっており、AR マーカの座標を逐一確認することも可能である。前述したように、被験者には直線移動だけでなく、複数の移動を行ってもらったが、Tello は AR マーカをカメラに捉え続けて追尾を行った。自動追尾が失敗する例としては、Tello が AR マーカを見失うほど素早くカメラ外に移動するなど、機体が急激な旋回を行わなければならないような状態になると、自動追尾が終了し、Tello が思わぬ方向に飛行してしまうことを確認した。しかし、AR マーカがカメラ外に移動したとしても追尾方向から大きく逸脱していなければ、再度自動的にカメラ内に AR マーカを収め、自動飛行を続行することは可能であることが分かった。特に、本研究で最終的に対象としている避難時における要配慮者は、健常者と比較して移動の

速度は速くないと考えられるため、要配慮者の移動速度程度であれば自動追尾が解除されることなく避難行動の監視を行うことができると思う。

また、AR マーカが認識されなくなる例として、太陽の光による影響も挙げられる。実験を実施している際には、太陽の光が直接 AR マーカに当たった時、黒色の部分が白っぽくなることで、Tello が AR マーカを認識できなくなることを確認した。実験を行った際の天候は晴れではあったものの、決して強い日差しが指しているという状態ではなかった。しかし、そのような状態であっても太陽が上っている方向に AR マーカを向けたとき、AR マーカが太陽の光によって見づらくなる現象が発生した。こうした外部の影響によって AR マーカが認識されなくなる可能性も考えられることから、AR マーカ自体が認識しやすいものであることが前提であるとした上で不測の事態に対する対処法についても検討をする必要がある。

前述したように、避難する際には実証実験のように 1 人ではなく、複数人での避難となるため、AR マーカを複数の避難者に配置することが想定される。その際には、基本的に一列に並び先導者の後続くような避難隊列を想定しているため、基本的にカメラに映るのは最後尾の避難者と支援者の AR マーカだけと思われる。しかし、例えば、ある要配慮者が避難隊列から逸脱するような行動を取った場合、Tello のカメラはそのマーカを捉え、PC の画面上に ID を表示する。そこで、該当の ID の人にドローンに搭載されたスピーカーで忠告することにより、避難隊列の修復を図るものとする。今後は、以上に示すような複数の避難者を想定し、それぞれに ID の異なる AR マーカを配置することで避難隊列から離れていく人を認識することができるかを検討する。

## 4. 結言

本研究では、ドローンと AI を組み合わせて、災害時における復旧・復興ならびに適切な避難等のために道路状況を把握し、さらに、避難等に大きなハンディキャップを有するような配慮者の避難支援を行うシステムを開発することを目指した。本研究では、避難支援システムを構成する要素技術である「避難経路の状況把握」と「避難行動の監視」について実証実験による検討を行った。

「避難経路の状況把握」に関しては、Mavic 2 Enterprise Dual によって撮影された画像・映像に対して、AI の一つである CNN を用いた物体検出モデルである YOLO を採用して車両検出を行うことで実現を目指した。その結果、ドローン画像内に写る車両を台数に関係なく概ね検出することが可能となった。車両の種類・色・形・サイズで検出結果に大きな偏りは生じなかったが、

教師データの少ない黄色の車両の検出は困難であった。したがって、災害時にどのような車両が撮影されたとしても、確実に検出することができるようにするために、想定される様々なパターンの教師データを用いた検出モデルを作成する必要がある。

「避難行動の監視」に関しては、Python 等でコード化されたプログラムによって飛行制御が可能な DJI Tello を使用して、ドローンが特定の人物を認識することを念頭に、被験者が持つ AR マーカをカメラで認識し、自動追尾することで実現を目指した。その結果、被験者の移動方法に関わらず、Tello が AR マーカを追尾することを確認した。他方で、被験者の移動の速度により AR マーカが Tello のカメラの画角から外れた場合、自動追尾が解除される事例を確認したが、要配慮者の移動速度を考慮すれば自動追尾は解除されることなく、避難行動の監視を行うことができると考える。

以上に示すように、本研究で検討した「避難経路の状況把握」と「避難行動の監視」に関しては、実現可能なレベルにまで達していることを確認した。今後は、避難支援システムを構成する要素技術のうち「避難経路の状況把握」と「避難行動の監視」に係る課題等の検討ならびに実際の要配慮者を想定した実験を重ねるとともに、残る「避難誘導」の技術について検討を開始する予定である。

## 参考文献

- (1) 内閣府：平成 30 年 7 月豪雨による水害・土砂災害からの避難に関するワーキンググループ（第 1 回）資料，内閣府 防災情報のページ（2018 年），[https://www.bousai.go.jp/fusuigai/suigai\\_dosyaworking/pdf/dai1kai/siryo2.pdf](https://www.bousai.go.jp/fusuigai/suigai_dosyaworking/pdf/dai1kai/siryo2.pdf)，（2022 年 10 月 19 日閲覧可）
- (2) NHK：「災害と障がい者」に関する自治体アンケート，NHK 福祉災害情報サイト ハートネット（2016 年 1 月），[https://www.nhk.or.jp/heart-net/topics/19/anq\\_jichitai.html](https://www.nhk.or.jp/heart-net/topics/19/anq_jichitai.html)，（2022 年 10 月 19 日閲覧可）
- (3) 国土交通省：TEC-FORCE（緊急災害対策派遣部隊），国土交通省 水管理・国土保全局 防災課，<https://www.mlit.go.jp/river/bousai/pch-tec/index.html>，（2022 年 10 月 19 日閲覧可）
- (4) 鈴木学，浜克己，中村尚彦：協調ドローンを用いた避難誘導支援システム，計測自動制御学会論文集（2020），**56**，**1**，pp. 24-30.
- (5) 高橋秀幸，片山健太，横田信英，杉安和也，北形元，木下哲男：UAV を活用した避難誘導支援システムの設計と試作，第 17 回情報科学技術フォーラム講演論文集（2018），pp. 363-364.
- (6) 杉安和也，高橋秀幸，横田信英，片山健太：津波避難時の誘導を目的とした UAV の活用方法の検討，東日本大震災特別論文集（2018），**7**，pp. 7-10.
- (7) 三平悠磨，堀浩一：UAV による災害時の通行可能経路の探索，人工知能学会全国大会論文集（2013），pp. 1-4.
- (8) 藤井政宗，曾我真人：AR 技術を用いた小型マルチコプターの操縦スキル学習支援システムの提案と構築，人工知能学会全国大会論文集（2021），pp. 1-4.
- (9) Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A.: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. (2016), pp. 779-788.
- (10) Redmon, J., and Farhadi, A.: YOLO9000: Better, Faster, Stronger, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. (2017), pp. 7263-7271.
- (11) Redmon, J., and Farhadi, A.: YOLOv3: An Incremental Improvement, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. (2018), 1804.02767, 6p.
- (12) Yan, B., Fan, P., Lie, X., Liu, Z., and Yang, F.: A Real-Time Apple Targets Detection Method for Picking Robot Based on Improved YOLOv5, *remote sensing*. (2021), **13**, **9**, 1619, 23p.
- (13) 久保菜，全邦釘，伊藤克雄：YOLOv5 を用いた導水路トンネルにおけるチョーキング箇所の検出，AI・データサイエンス論文集（2021），**2**，**J2**，pp. 87-96.
- (14) Yoon, J., Doh, J.: Optimal PID control for hovering stabilization of quadcopter using long short term memory, *Advanced Engineering Informatics*. (2022), **53**，pp. 1-12.