

空撮画像処理とクラウドソーシングを用いた 被災状況マップ生成手法

小林 洸陽*¹ 宍戸 英彦*² 亀田 能成*² 北原 格*²

Abstract --- 家屋の被災状況を示す被災状況マップは、避難・救助・復興の重要な情報源となるため、発災後できるだけ迅速な作成が求められる。一方で、被災状況マップを作成するためには、広範囲を対象とした被災情報収集と被災状況判定の作業が必要であり、作成時間増加の要因となっている。情報収集と判定作業にクラウドソーシングを活用することで、効率的な被災状況把握の実現に向けた取り組みが行われているが、各々が独立に実施されており、収集した情報を有効に活用しているとは言い難い状況である。本稿では、被災地の情報を収集する収集型クラウドソーシングと被災状況を判定する判定型クラウドソーシングを3次元画像処理にて連携させることにより、被災状況マップを効率的に生成する手法を提案する。

Keywords: クラウドソーシング, 空撮画像処理, バレットタイム映像, 被災状況判定, ドローン撮影

1 はじめに

発災生時に適切な災害対応を行うためには、震度情報・浸水区域・死者負傷者数・全半壊家屋数などの情報が必要とされる[1]。そのうち、震度分布は各地に配置された震度計によって自動的に情報収集することができ、浸水区域は SAR(合成開口レーダ)を用いた観測によって把握することができる。一方で、全壊家屋数と死者数は、地震防災情報システム(DIS)によって震度分布から自動的に推算することが可能となりつつあるが、推定精度は数百～数千程度の単位である。衛星・空撮画像から倒壊家屋を自動的に検出するプログラムを用いた被災状況把握が検討されているが、正解率は7割程度に留まり、現地調査や空撮画像の目視判定に依存せざるを得ない[2]。その結果、各機関による現地調査の結果が出るまでは、死者負傷者数や全半壊家屋に関する正確な情報の入手が困難である。甚大な被災を受けた地域では、人手や情報共有手段が不足し、被災情報が一切入手できない被災情報空白領域が発生するため、災害対応の大きな課題となっている。本研究では、家屋の倒壊状況を示す被災状況マップの迅速な生成法を提案し、全半壊家屋数の迅速かつ効率的な把握を目指す。

近年、多くの人的リソースを必要とする被災状況の把握にクラウドソーシングを活用する事例が報告されている[3][4]。クラウドソーシングとは、ある作業(タスク)を比較的単純な作業(マイクロタスク)に分割し、それらを不特定多数の作業(ワーカ)で分担することにより、効率的な処理の実現を可能とする技術である。スケーラブルに作業人数を変えることが可能なクラウドソーシングは、災害規模に応じて適切なリソースを配分することができるため、被災情報把握との親和性が高い。被災情報把

握を目的としたクラウドソーシングの利用形態には、“被災情報収集”と“被災状況判定”の二つが存在する。

災害ドローン救援隊「DRONE BIRD」は、被災情報収集にクラウドソーシングを活用している一つの事例である[5]。発災時には、近くに居る隊員が現地に赴いてドローンを飛ばし、上空からの映像を撮影することで情報収集を行う。以降、このような情報を収集することを目的としたクラウドソーシングを収集型クラウドソーシングと呼ぶ。収集型クラウドソーシングでは、情報収集ワークを広く募集することにより、広範囲の情報を網羅的に収集することが可能であるが、収集情報が増大するに伴い、その整備・運用が課題となっている。

森嶋らは[6]、マイクロボランティア・クラウドソーシングプラットフォームを用いた状況判定による被災状況把握支援に取り組んでいる。空撮画像を小領域に分割し、その中に家屋が写っているか、写っている場合はその家屋が倒壊しているか、という状況判定作業をマイクロタスクとしてクラウドワークにソーシング(作業依頼)する。本稿では、以降このような判定作業を依頼するクラウドソーシングを判定型クラウドソーシングと呼ぶ。判定型クラウドソーシングを導入することで、機械では判断が難しい作業を高精度かつ大規模に実施可能となるが、その処理精度を向上させ、迅速な被災状況把握を実現するためには、マイクロタスクの設計が重要な課題となる。

収集型クラウドソーシングで集めた膨大なデータを判定型クラウドソーシングで処理することができれば、迅速かつ正確な状況把握が可能となるが、従来の被災状況把握では、各々のクラウドソーシングが別々に導入・運用されているため、両者がうまく連動しているとは言い難い。本稿では、収集型と判定型のクラウドソーシングを3次元画像処理に基づく画像ミドルウェアによって統合す

*1 筑波大学 大学院 システム情報工学研究科 知能機能システム専攻

*2 筑波大学 計算科学研究センター

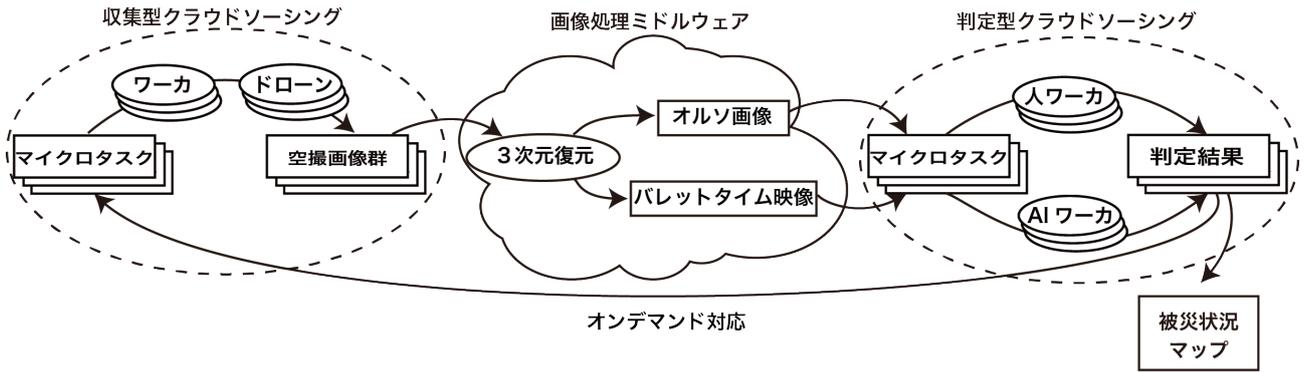


図 1 提案プラットフォーム: 収集型クラウドソーシングによって収集した大量の画像データを3次元画像処理によって効率的に集約し、その3次元データを用いて直感的なマイクロタスクを生成する事により、判定型マイクロタスクの処理精度を向上させる。

ることにより、両者が連携した被災状況把握プラットフォームを提案する。

2 空撮画像処理とクラウドソーシングを用いた被災状況マップ生成プラットフォーム

図 1 に示すように、提案するプラットフォームは、収集型と判定型の2種類のクラウドソーシングとそれらを統合する画像処理ミドルウェアによって構成される。収集型クラウドソーシングで収集した大量の空撮画像群を、画像処理ミドルウェアによって、高精度な判定型クラウドソーシング処理が可能なマイクロタスクに自動的に落とし込むことで、迅速な状況把握を実現する。さらに、発災直後に広範囲を満遍なく状況把握するための初動対応と、詳細な調査を局所的に行うオンデマンド対応の二つの対応にプラットフォームを分けることにより、クラウドソーシングリソースの効率的な運用を図る。

初動対応では、発災直後に被災地を網羅的に撮影することをマイクロタスクとした収集型クラウドソーシングを実施する。撮影者の熟練度に依らずマイクロタスクが実施されるよう、ワーカには、作業依頼と共にドローンによる自動撮影制御に必要な情報が提供される。収集された画像群は、ネットワークを介して画像処理ミドルウェアに送られる。画像処理ミドルウェアでは、収集された画像群に3次元復元処理を適用し、撮影地域の3次元モデルを生成する。3次元モデルを復元することにより、ドローンによる空撮画像から、地面を真上から見下ろした(正射投影された)オルソ画像を生成することができる。オルソ画像は地図情報システム(GIS)と容易に連携できるという特長を有する。オルソ画像からマイクロタスク用の画像を切り出し、判定型クラウドソーシングに提供する。判定型クラウドソーシングでは、画像中の家屋の倒壊状況を目視確認・回答するマイクロタスクを実施する。マイクロタスクの回答結果は GIS に保存される。初動対応における収集型クラウドソーシングでは広範囲を対象

とした撮影を行うため、家屋形状を把握するための情報が乏しく、倒壊状況判定が困難な場合が予想される。そのような家屋に対しては、後述するオンデマンド対応によって、より詳細な情報を収集し、正確な判定作業を実施する。

オンデマンド対応では、初動対応にて判定が困難だった家屋の詳細な撮影をマイクロタスクとして収集型クラウドソーシングにて募集する。ここでも作業依頼と共にドローンの自動撮影制御に必要な情報が提供される。ドローンは対象の家屋を周回するように飛行し、多視点画像を撮影する。画像処理ミドルウェアでは多視点画像を判定型クラウドソーシングに適した提示形式に変換する。本プラットフォームでは、多視点画像の効果的な提示方法としてパレットタイム映像を採用する[7][8]。パレットタイム映像では多視点画像のカメラ位置に応じて画像を順番に切り替えて提示することによって対象物体の周囲を周回している視覚効果を与えるため物体の観察に優れている。画像処理ミドルウェアにて生成したパレットタイム映像を見ながら対象家屋の倒壊状況を回答するマイクロタスクを生成し、判定型クラウドソーシングを実施する。判定結果をGISに保存することで被災状況マップが生成される。

3 初動対応

3.1 初動対応における収集型クラウドソーシング

発災直後の初動対応における収集型クラウドソーシングでは被災地全体を網羅的に撮影するマイクロタスクを生成する。広範囲を多数のワーカが分担して撮影することを想定し、ドローンの自動撮影機能による撮影が行われる。一つのマイクロタスクがカバーする撮影範囲は、ドローンが一回の充電で撮影できる範囲とする。初動対応での画像収集は、被災地のオルソ画像生成を目的としているため、ドローンカメラは鉛直下向きで撮影する。収集型クラウドワーカは、撮影した空撮画像群を

インターネット経由で画像処理ミドルウェアに提供する。

3.2 初動対応における画像処理ミドルウェア

画像処理ミドルウェアは、収集型クラウドソーシングから提供された空撮画像群から判定型クラウドソーシングが家屋の倒壊状況判定に使用する画像を生成する。ドローンで撮影した画像は、衛星や航空機から撮影した画像に比べ撮影範囲が狭いため一覧性が低い。本方式では、Structure from Motion(SfM)を多視点画像に適用し、3次元モデルとして画像群を統合する。SfMは、画像間での対応点法からカメラパラメータと特徴点の3次元座標を推定する[9]。計算機の性能向上により街全体を撮影した画像群へのSfMの適用が可能となっている[10]。実用性の高い被災状況マップを作成するためにはGISとの連携が重要である。本方式では、ドローンで撮影した画像のexif領域に書き込まれたGPS情報とSfMで推定したカメラの位置姿勢情報に基づいて、3次元モデルの座標をGIS座標系に変換する[11]。生成した3次元モデルを正射投影でレンダリングしオルソ画像を生成する。各家屋の倒壊状況を判定するためにオルソ画像から家屋が中心に観察されるよう小画像を切り出す。切り出しに必要な家屋の位置情報は基盤地図情報から取得する。基盤地図情報[12]は国土交通省が整備している地図情報システムであり、家屋の外周線が緯度経度情報として登録されている。基盤地図情報よりオルソ画像に含まれる範囲の家屋の外周線を取得し、各家屋を中心とした画像を切り出した小領域を判定型クラウドソーシングに提供する。

3.3 初動対応における判定型クラウドソーシング

判定型クラウドソーシングのマイクロタスクは、提示された空撮画像の中央に写っている家屋の倒壊状況をアンケート形式(選択肢)で回答するものである。この際、人間ワーカー(人)とAIワーカー(プログラム)の2種類のワーカーがマイクロタスクに参加する。人間ワーカーは、家屋の倒壊状況判定は比較的正確に回答するが、回答速度はクラウドソーシングの参加人数に依存するという特性を有する。一方AIワーカーは、判定精度は人間ワーカーよりも低い、非常に高速に全マイクロタスクに回答可能であるという特性を有する。人間ワーカーとAIワーカーが同時にマイクロタスクに参加し並行して処理を行うことにより、人間ワーカーが全てのマイクロタスクを回答できていない初期の段階でも災情報空白領域が発生せず、時間の経過とともに人間ワーカーによる高精度な判定が揃ってくるに伴い、高精度な被災状況マップが生成されることが期待される。

初動対応では被災地全体を網羅的に撮影するために、家屋を真上からみた画像の観察による倒壊状況判定が行われる。そのため、側面など真上からの観測が難しい家屋に関しては判定困難な場合が想定される。

そのような家屋については、次節で述べるオンデマンド対応により、より詳細な状況把握を実現する。

4 オンデマンド対応

4.1 オンデマンド対応における収集型クラウドソーシング

収集型クラウドソーシングでは、初動対応にて判定困難とされた家屋に対して、より詳細な多視点画像の撮影を依頼する収集型マイクロタスクを生成する。マイクロタスクとして送られてくる情報には、対象家屋の緯度経度情報が示されており、ワーカーは指定座標を中心としたドローンの自動周回撮影機能を利用して、多視点画像を撮影する。ワーカーが撮影した多視点画像はインターネットを経由して画像処理ミドルウェアに提供される。

4.2 オンデマンド対応における画像処理ミドルウェア

画像処理ミドルウェアでは、収集された対象家屋の多視点画像からバレットタイム映像を生成する。多視点画像にSfMを適用することで多視点カメラのカメラパラメータを推定する。推定したカメラの位置姿勢および焦点距離と注目点(対象家屋の位置)情報から、全ての多視点画像の中心に、対象家屋が同じ大きさで観察されるよう多視点画像に2次元射影変換を施す。変換後の画像を撮影カメラの位置に従い順番に切り替えることによりバレットタイム映像を生成する。生成したバレットタイム映像を判定型クラウドソーシングに提供する。

4.3 オンデマンド対応における判定型クラウドソーシング

判定型クラウドソーシングでは、バレットタイム映像を観察しながら家屋の倒壊状況を回答するマイクロタスクを生成する。バレットタイム映像は、デフォルト状態では対象家屋を周回する(視点が順に切り替わる)カメラワークが設定されているが、ワーカーは自由に視点を操作して、見たい視点から家屋を観察することが可能である。初動対応のような真上からの空撮画像では判定が困難な家屋の倒壊判定の実現が期待される。

5 初動対応の実装

プラットフォームの各要素実装について災害発生シナリオに沿って説明する。

5.1 判定型クラウドソーシングの実装

初動対応での収集マイクロタスクにはドローンの自動撮影機能に必要な撮影範囲、飛行高度、カメラ角度、画像間のオーバーラップ比の指定が必要である。本稿では、埼玉県秩父郡横瀬町での発災を想定し、DJI PHNATOM4 PRO[13]を用いた撮影を想定してマイクロタスクを生成する。ドローンの1回の飛行可能時間は30分、飛行高度の制限は150mであり、搭載されているカ

メラは画角が 84 度, 解像度は 4096×2160pixel である. オーバーラップ, サイドラップの決定には国土地理院における基本図測量での UAV 活用を参考にオーバーラップ 70%, サイドラップ 60%とした[14]. 飛行高度は, 航空機による空撮画像の地上解像度(20cm)以上の解像度の画像を撮影でき, 広範囲を撮影可能な 100m(地上解像度 2cm)とした. 以上の制約条件に基づき, 各ドローンで撮影する範囲を指定したマイクロタスクを生成する. 具体的には, 飛行時間 20 分と余裕を持たせ, 約 1km×0.5km の範囲において 171 枚の空撮画像撮影を行う.

5.2 画像処理ミドルウェアの実装

初動対応での画像処理ミドルウェアではオルソ画像の生成と各家屋の画像の切り出しを行う. オルソ画像は空撮画像群から撮影範囲の3次元モデルを作成し正射投影カメラにてレンダリングすることで作成する. 3次元モデルの生成には空撮画像群による SfM のオープンソースである OpenDroneMap(ODM)を使用する[15]. Ryzen Threadripper 1950X を搭載した PC 上で ODM を実行し 171 枚の空撮画像群から約3時間で3次元モデルが生成された. 家屋の画像の切り出しには地図情報との連携が必要となる. ODM では SfM で推定されたカメラ位置と空撮画像群の exif 領域に記録される位置情報を連携することで3次元モデルの中心座標の緯度経度を算出し GIS 座標系と連携させることができる. 3次元モデルからオルソ画像のレンダリングにはオープンソース統合 3DCG ソフトである Blender を使用する[16]. Blender 上に3次元モデルを読み込み, 正射投影カメラを設置しレンダリングを行う. 図2に生成したオルソ画像を示す.



図 2 生成したオルソ画像

オルソ画像から判定型クラウドソーシング用の画像を切り出す. 切り出し範囲の指定には基盤地図情報を利用する. 基盤地図情報は国土地理院のウェブサイトより範囲を指定することでダウンロードすることが可能である. 基盤地図情報には範囲の家屋の外周線の頂点が緯度経度として表記されている. 外周線の情報より, 各家屋の中心の緯度経度を求める. 建物の中心より±30m の範囲を判定用の画像として切り出す. 切り出す画像には対象の建物を認識しやすい用に外周線を重ねる表示する. 検証として切り出した倒壊状況判定用画像を図3に示す.

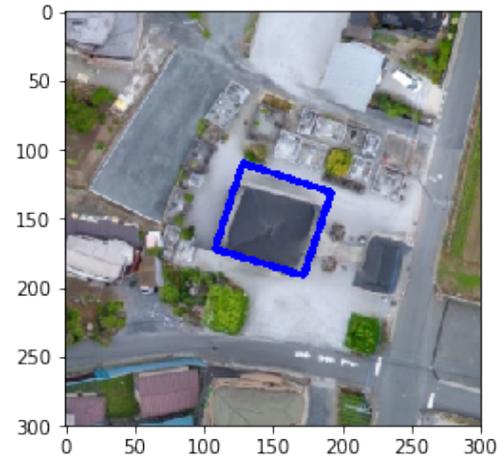


図 3 倒壊状況判定用画像

5.3 判定型クラウドソーシングの実装

オルソ画像から切り出された画像を元に倒壊状況を回答するマイクロタスクを生成する. 図 4 に示すように, マイクロタスクはインターネットを介して世界中のユーザー参加できるようウェブページ形式とする. 本実装では, 画像中に含まれる外周線に該当する建物の倒壊状況を選択肢より回答するウェブページを作成した. 回答の選択肢は“壊れている”, “残っている”, “わからない”, “建物はない”の四択である. 判定結果は情報共有の容易さを考慮して GIS サーバに保存する. 本実装では, ウェブでの公開が容易な ArcGIS サーバを採用する. “わからない”と回答された家屋に関してはオンデマンド対応の対象となる.

初動対応での判定型クラウドソーシングには, ワーカーとして人ワーカーだけではなく AI ワーカーも参加する. AI ワーカーにも空撮画像と対象家屋の外周線の情報を提供する. AI ワーカーの判定アルゴリズムは, クラウドソーシングによって様々なユーザーから提供されることを想定している. 今回はディープラーニングベースの画像認識器である Mask R-CNN を利用したアルゴリズムを採用する[17][18]. Mask R-CNN では画像中の対象の識別結果をバウンディングボックスとマスク画像にて出力する. 基盤地図情報による家屋の外周線を正解マスクとして F

値を計算し家屋の倒壊状況の推定値とする。人ワーカーの回答が少ない初期の段階ではF値0.5を倒壊の閾値とし、人ワーカーの回答が十分集まり次第に閾値を調整する方法が考えられる。検証として切り出した倒壊判定用画像にAIワーカーを適用させる。Mask R-CNNに入力する画像には外周線は含まれていない。Mask R-CNNが認識した家屋の出力マスクを図5、基盤地図情報に登録されている外周線から生成したマスクを図6に示す。こちらの例でのF値は0.501である。



図4 初動対応での倒壊判定マイクロタスク

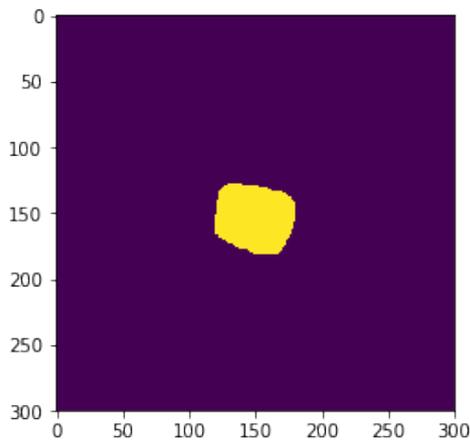


図5 Mask R-CNNによる家屋の出力マスク

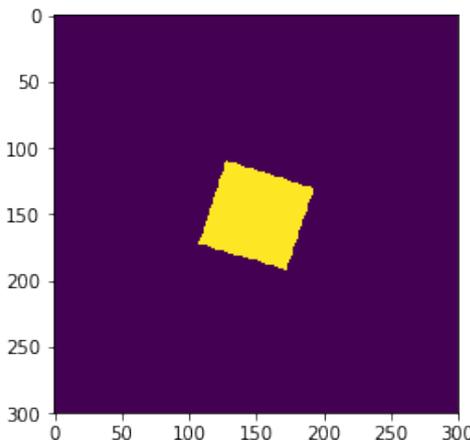


図6 基盤地図情報上での家屋マスク

6 オンデマンド対応の実装

6.1 収集型クラウドソーシングの実装

オンデマンド対応での収集型クラウドソーシングのマイクロタスクではドローンの自動周回撮影機能に必要な撮影する家屋の位置情報と周回半径を指定する。対象家屋の外周線よりマイクロタスクを作成することが可能である。検証として横瀬町にある家屋を初動対応にて判定不能だったと仮定してマイクロタスクを作成した。周回半径はカメラに家屋と背景が十分映り込むように200mとし、飛行高度は電柱等に接触しない20mとした。カメラを家屋に向け26枚の多視点画像を撮影した。

6.2 画像処理ミドルウェアの実装

オンデマンド対応では多視点画像からバレットタイム映像の生成を行う。バレットタイム映像では多視点画像間の位置関係を推定することでブレのないスムーズな視点移動を可能にする。多視点画像にSfM適用しカメラの位置情報を推定する。図7に一例を示すバレットタイム映像の生成と提示にはバレットタイム映像生成のウェブプラットフォームであるAndonutsを使用した[19]。Andonutsでは多視点画像よりバレットタイム映像を生成し、発行されたスクリプトタグを埋め込むことで任意のウェブページにバレットタイム映像を提示することが可能である。

6.3 判定型クラウドソーシングの実装

オンデマンド対応での判定型クラウドソーシングではバレットタイム映像より人ワーカーが家屋の倒壊状況を判定する。マイクロタスクは、初動対応と同じく図8に示すウェブページ形式で行う。初動対応では家屋のオルソ画像から切り出された画像を提示されていた箇所にAndonutsにて発行されたスクリプトタグを埋め込みバレットタイム映像を提示する。バレットタイム映像はデフォルトでは家屋を周回するように視点が自動的に切り替わる。マウス、タッチ操作によってユーザーが見たい任意の視点に切り替えることが可能である。回答の選択肢は初動対応と同様である。

7 おわりに

本稿ではクラウドソーシングを空撮画像に用いた被災状況把握プラットフォームについて提案した。プラットフォームは収集型クラウドソーシング、画像処理ミドルウェア、判定型クラウドソーシングから構成されており各項目の解説と実装について述べた。本研究はJSPS 科研費17H01772とJST CREST Grant Number JPMJCR16E3, Japanの助成を受けたものである。



図 7 パレットタイム映像の提示例



図 8 オンデマンド対応での倒壊判定マイクロタスク

参考文献

[1] 内閣府 防災情報ページ 災害情報の収集と分析について ,
<http://www.bousai.go.jp/kaigirep/chuobou/jikkoukaigi/02/pdf/3.pdf>, (最終アクセス日 2019.12/10)

[2] 内閣府 防災情報ページ 航空写真を活用した大地震後の迅速性を重視した建築物被害図の作成手法、被害認定調査への応用,
<http://www.bousai.go.jp/kaigirep/higainintei/dai3kai/pdf/sanko02.pdf>, (最終アクセス日 2019.12/10)

[3] 関治之, 東日本大地震復興支援プラットフォーム *sinsai.info* の成り立ちと今後の課題, 情報処理学会デジタルプラクティス 2(4), 237-241, (2011.8)

[4] 丹治 寛佳, 森嶋 厚行, 井ノ口 宗成, 北川 博之, Web 情報を用いた竜巻経路推定支援のためのクラウドソーシング技術開発の試み, 情報処理学会論文誌 データベース(TOD60, vol.6, No.5, pp.95-106, (2013.12)

[5] 災害ドローン 救援隊 DRONE BIRD ,
<http://dronebird.org>, (最終アクセス日 2019.12/10)

[6] Crowd4U 被災状況把握支援 ,
<http://crowd4u.org/ja/projects> , (最終アクセス日

2019.12/10)

[7] J.G.Lou , H.Cai and J.Li, A Real-Time Interactive Multi-View Video System, MULTIMEDIA 05 Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia, 161-170, (2005.11)

[8] K.Ikeya and Y.Iwadate, Multi-Viewpoint Robotic Cameras and their Applications. ITE Transactions on Media Technology and Applications, 4(4), 349-362, (2016.8)

[9] N.Snavely , S.M.Seitz , R.Szeliski , Photo Tourism: Exploring Photo Collections in 3D, ACM Transactions on Graphics, Vol25, pp835-846, (2006.8)

[10] Sameer Agarwal, Noah Snavely, Ian Simon, Steven M. Seitz and Richard Szeliski, Reconstructing Rome, IEEE Computer, pp. 40-47, (2010.6)

[11] M.A. Fonstad, J.T. Dietrich, B.C. Courville, J.L. Jensen, P.E. Carbonneau, Topographic structure from motion: a new development in photogrammetric measurement , Earth Surf. Process. Landf., 38 , pp. 421-430, (2013.3)

[12] 国土交通省 国土地理院, <https://www.gsi.go.jp/kiban/>, (最終アクセス日 2019.12/10)

[13] DJI PHANTOM4 PRO ,
<https://www.dji.com/jp/phantom-4-pro> , (最終アクセス日 2019.12/10)

[14] 中村 孝之, ”国土地理院における基本図測量での UAV の活用”, 第 46 会国土地理院報告会, (2017.7)

[15] OpenDroneMap,
<https://www.opendronemap.org/webodm/>, (最終アクセス日 2019.12/10)

[16] blender, <https://www.blender.org/>, (最終アクセス日 2019.12/10)

[17] K. He, G. Gkioxari, P. Dolla ´r, and R. Girshick. Mask R-CNN. In ICCV,(2017. 1.)

[18] Sharada Mohanty , crowdAI Mapping Challenge ,
<https://www.crowdai.org/challenges/mapping-challeng>, (最終アクセス日 2019.12/10)

[19] Andonuts, <https://dq-andonuts-portal.azurewebsites.net>, (最終アクセス日 2019.12/10)