

# LiDARを用いた疎な観測による多角柱復元手法の提案

原田 歩<sup>1</sup> 廣森 聡仁<sup>1</sup> 山口 弘純<sup>1</sup> 東野 輝夫<sup>3</sup>

**概要:** 自然災害時において、被害の状況を迅速に把握し、自治体や住民で共有することは、その後の救援・救助・支援などの一連の緊急活動に不可欠なものである。被害状況の一つである建築物に対する被害については、ドローンなどから撮影された空撮画像に基づき、専門家が個々の建築物に対する被害状況を判定している。近年、様々な地点から計測された多くの画像に基づき、対象物の立体形状を高精度に復元する技術である、三次元復元技術が研究されているが、画像の計測や処理に多くの時間を要する。本研究では、直線移動をするドローンに搭載された LiDAR センサによって観測された対象物の三次元点群データから、対象物の三次元形状を大まかに復元する手法を提案する。この手法では、観測によって得られた疎な三次元点群から、多角柱の柱の部分のみを推定し、また、構造物が直方体であること、また、構造物を構成する辺は 90 度を成すことなどの一般的な構造物の特性を仮定することで、対象物の全体の形状を推定する。評価実験では、一般的な二階建て一軒家を模した多角柱に対し、疎な観測により得られた 1 平方メートルあたり 60 点程度の点群から、平均頂点誤差 40cm 以下の精度で構造物を推定できることを示す。

## Reconstruction of Polygonal Prism based on Sparse LiDAR Data

AYUMU HARADA<sup>1</sup> AKIHITO HIROMORI<sup>1</sup> HIROZUMI YAMAGUCHI<sup>1</sup> TERUO HIGASHINO<sup>3</sup>

### 1. はじめに

我が国は世界でも有数の災害大国であり、国連大学の調査によると、日本は世界で 4 番目に自然災害に遭いやすい国であると位置付けられている [1]。このような災害時には、救援・救助・支援などの一連の緊急活動を効率的に実施するために、被害状況を迅速に把握し、避難を行う被災者及び救護活動を行う自衛隊、地方公共団体の間で共有することが必要不可欠である [2]。災害直後に必要とされている被害状況に関する情報の一つとして挙げられる、建築物の損壊状況を把握する際には、ドローンやヘリコプターによって撮影された空撮画像から専門家の目を介し、個々の建築物に対する状況の判定が為されている。人手を介することなくこのような状況を把握するために、三次元復元技術を活用することが検討されている [3]。しかしながら、これらの既存の手法は様々な角度から撮影した対象物の多数の高解像度画像を用いて実現されており、観測に多くの時間を必要とするだけでなく、撮影された多数の画像に

対して撮影位置推定や画像内の特徴点对応づけ処理を伴うため、時間的制約のある災害時において全ての建築物に対して適応することは効率的ではない。

本取組では、LiDAR センサをドローンなどの移動体に搭載し、直線運動のような単純かつ高速な動きの中で対象物を継続的に観測した結果得られた三次元点群データに基づき、対象物の大まかな形状を推定する手法を提案する。この手法では、観測によって得られた疎な三次元点群から、多角柱の柱の部分のみを推定し、また、構造物が直方体であること、また、構造物を構成する辺は 90 度を成すことなどの一般的な構造物の特性を仮定することで、対象物の全体の形状を推定する。まず、三次元点群を鉛直方向に投影し、対象物の外壁の部分に当たる線分を RANSAC を用いて検出する。得られた直線群のうち直交し、その端点同士が近傍に存在するような線分を抽出し、それらの交点を対象物の柱であると推定する。限られた動きの中では対象物の全体を点群として捉えられないため、点群によって推定された柱に基づき、対象物を直方体であること、もしくは、対象物を構成する辺は 90 度を構成することのいずれかの仮定を活用することで、点群からは観測できない柱を

<sup>1</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科

<sup>2</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科/JST さきがけ

<sup>3</sup> 京都橋大学工学部情報工学科

推定する。評価実験では、一般的な二階建て一軒家を模した多角柱に対し、疎な観測により得られた  $60 \text{ 点}/m^2$  程度の点群から、平均頂点誤差  $40\text{cm}$  以下の精度で構造物を推定できることを示す。

## 2. 関連研究

三次元物体の形状を復元する手法として、多方向からの観測に得られた画像に基づく手法が数多く研究されている [4]。これらの手法においては、複数の視点から観測された画像内に共通する対象物表面上の点を対応づけ、それらの対応付けられた点の座標を基に三角測量の原理に基づき、それぞれの画像が観測された位置関係などを用いて、対象物表面の各点の三次元上の座標を推定することで、その対象物の構造を復元している。その際、複数の画像内の対象物表面の点が同一であるかを判定する基準として、色や明るさ、形状などの特徴量が用いられる。

このような多数の画像に基づき構造物の形状を復元する手法として、Structure from Motion (SfM) [5]、Multi View Stereo (MVS) [6] が挙げられる。これらの手法は、対象物の形状を高精度に復元できる一方、計算コストが大きく、復元に要する処理時間が長くなる傾向がある。また、対象の物体に対して取り囲むような画像や、連続的な動きの中で撮影された画像を必要とするなど、入力として利用する画像に対する制約が少なからず存在する [7]。

SfM は複数の画像からカメラの位置と姿勢、ある三次元上の点がどのカメラから見えているかを表す対応関係、撮影された対象物体の三次元点群を推定する [8]。ある空間上の点が複数の画像において共通であることを判定するためには、エッジ情報 [9] や輝度勾配 [10] が特徴量が用いられる。これらの特徴量は、ビデオ映像などの連続フレーム間の画像といった各画像間におけるカメラ運動が非常に小さい環境において有効である。さらに、各画像のある画素を通る光線が三次元空間で交わるという幾何学的拘束条件であるエピポーラ拘束 [11] に基づいてカメラの位置と姿勢及び三次元上の点を推定する。以上のアルゴリズムを用いて、隣接する箇所では撮影した二枚の画像から開始し、少し異なる位置で撮影した画像を一枚ずつ追加して処理することで、対象物の三次元点群を構築する。用いられた特徴点と推定された三次元点群を画像平面に再投影した点の間にはカメラの内部パラメータなどの影響により生じてしまう誤差を最小化するために、全ての未知数(カメラの内部、外部パラメータ、及び三次元点群)を探索するバンドル調整という技術も用いられる [12] など、様々な処理を経て、三次元点群が復元される。

SfM で推定したカメラの位置と姿勢情報及び対象物の三次元点群を用いて、より密な三次元点群を求める手法として、Multi View Stereo (MVS) [13] [14] が提案されている。MVS では SfM でカメラの位置や姿勢についての情報は得

られているものとして、ステレオ視の原理を用いて、より密な点群を得る。この手法は、ある三次元上の点を複数の視点から観測し、それぞれカメラからの深度を推定し、三次元上の点についての深度を深度分布にまとめる。この深度分布を新たなフレーム、つまり新たな入力画像が入力されるたびに更新し、より適している深度を計算することで密な三次元点群を求めている。この手法では1秒間に1500万個の分布を更新することが可能である。

文献 [15] では、SfM および MVS に対する実験結果についてまとめられている。その中で高さ  $0.92 \text{ m}$  の花瓶 [16] を  $1920 \times 1080 \text{ px}$  で撮影された 66 枚の画像から復元した結果について、SfM と MVS のそれぞれにおいて、COLMAP[17][18]、OpenMVG[19]、Theia[20]、VisualSFM[21] を実行した時の復元結果及び実行時間が評価されており、構造物の形状を数センチの誤差で復元できている一方、個々の構造物の復元について、10分から30分要しており、また、メモリ使用量も大きく、負荷の高い処理となっている。また、文献 [22] において、LiDAR から得られる  $15 \text{ 点}/m^2$  の点群と、SfM から得られる  $350 \text{ 点}/m^2$  の点群を組み合わせることで、構造物の詳細な構造を推定する手法を提案している。

## 3. 提案手法

### 3.1 概要

2章で述べたように、既存の三次元復元手法ではあらゆる方向から撮影された画像をもとに、対象物を精密に復元する手法が多く研究されている。一方、本取組においては、高速に移動するドローンに搭載された、対象物までの距離を計測する LiDAR センサから得られた、疎な三次元点群データに基づき、対象物の大まかな三次元形状を復元する手法を考案する。ドローンが対象領域を直線移動するとした際、この移動中に得られた三次元点群の密度は、ドローンの移動速度、LiDAR の観測周波数、LiDAR から対象物までの距離、LiDAR の分解能に依存する。そのため、対象領域全体を短時間で計測できるよう、ドローンが高速に移動する際には、観測周期毎の移動距離が大きくなるため、得られる点群の密度は低下する。このように、高速に移動するドローンにより得られる三次元点群の一例を、図 1 に示す。この図に示される点群の密度は  $60 \text{ 点}/m^2$  となっている。本取組では、このような点群から、対象物の存在を把握するとともに、対象物を多角柱であると仮定することで、柱の部分を推定し、構造物の大まかな形状を復元する。直線移動のように、制限された動きから、対象物を観測する際には、対象物全体を観測できるわけではなく、構造物を構成する柱の一部のみが点群に示されることとなる。提案手法では、まず、観測によって得られた点群から直接柱の存在を把握するとともに、構造物の特性に基づき、その構造物の他の柱を推定する。ある構造物について、点群か

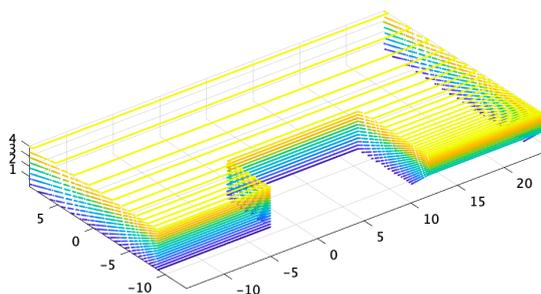


図 1 観測された三次元点群の例

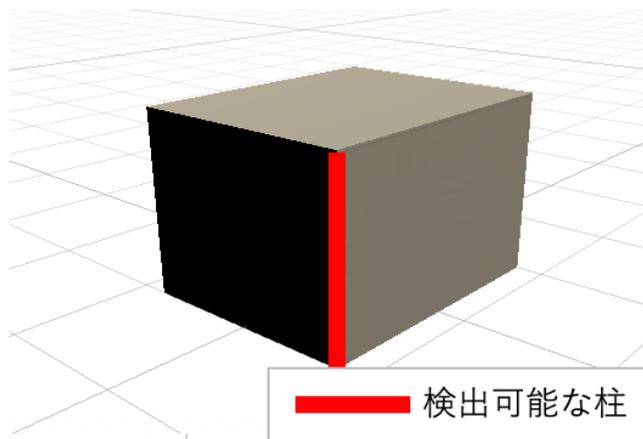
ら柱を一本推定できた場合は、対象物が直方体であると仮定し、直方体の図形的性質である点対称性を用いて、その構造物の他の柱の存在を推定する。また、二本以上の柱が検出された場合は、構造物を構成する辺同士の角度は概ね 90 度であるという仮定に基づき、点群からは直接観測することのできない、構造物の裏側の柱の存在を補完し、構造物の形状を把握する。

### 3.2 クラスタリングによる対象物の分割

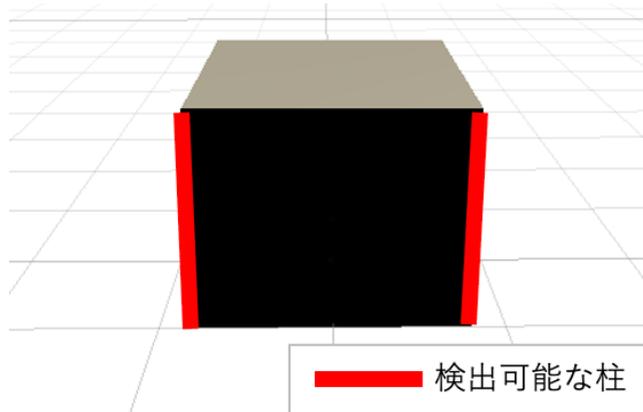
まず、対象物の存在を把握するために、ユークリッド距離に基づくクラスタリングにより、観測された疎な点群から、個々の対象物として抽出する。具体的には、観測された三次元点群に含まれる全ての点間の距離を計算し、それらの点間の距離がある閾値以下となる点群を集約し、分割することで、個々の対象物の存在を把握する。本手法において、観測に用いる LiDAR の分解能、観測周波数、LiDAR と観測者のおおよその距離、また、観測者の移動速度によって得られる点群の密度が変化するため、この閾値はある固定のものではなく、それらのパラメータによって変化させる。LiDAR の分解能を  $\alpha$  度、観測者から対象物までのおおよその距離を  $l$  とすると、対象物表面上における LiDAR から同時に照射され、隣接するレーザによる到達点間の距離は  $2l \sin(\frac{\alpha}{2})$  と表される。実際は移動しながら複数箇所から観測を行うため、この距離よりも近い距離で点群は生成される。同一対象物表面上の点はこの距離以下となるため、クラスタリングで使用する閾値をおおよそこの値にすることで、対象物毎のクラスタリングが実現される。

### 3.3 対象物を構成する柱の推定

本手法では、対象物の形状をその対象物を構成する柱から把握するが、まず、点群のみに基づき柱を推定した後、対象物に対する形状の仮定を活用し、それらの柱の位置から、点群からは直接観測できない柱を推定する。点群から



(a) 一本の柱を推定できる場合



(b) 二本の柱を推定できる場合

図 2 点群から直接推定可能な柱

直接推定可能な柱は、対象物に対する観測者の位置に依存する。例えば、図 2 (a) に示されるような視点から、左右に移動し対象物を観測する際には、点群からは対象物の二つの面の存在を把握できるため、赤の線で示すように、一本の柱のみを推定することができる。一方、2(b) に示される視点から、左右に移動し対象物を観測する際には、対象物の三つの面の存在を把握できるため、二本の柱を推定することができる。このように、観測を開始した始点から終点までの各観測点において、観測できる対象物の面の数は変化する。対象物を直方体とし、また、観測者が直線移動する場合には、点群として観測される面は高々三つであるため、点群から直接推定できる柱の本数は二本以下となる。

個々の対象物の点群が得られた後、その点群から、対象物を構成する柱となる部分を推定する。対象物が直方体であれば、対象物の形状を把握するためには、その対象物を構成する四本の柱の位置と高さを導出することとなる。対象物の柱は概ね鉛直方向に直線状になっているものと仮定し、対象物を地表面に投影することで、柱の存在を把握する。観測された三次元点群を地表面へ投影したものを図 3 に示す。その際、建築物の屋上にあたる点群は除去する。

二次元投影された点群に対し、RANSAC (RANdom SAmple Consensus)[23] を用いて線分を検出し、線分が

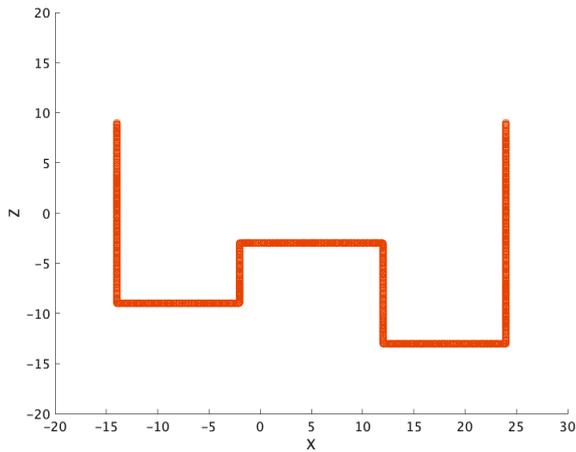


図 3 観測された三次元点群を地表面への投影

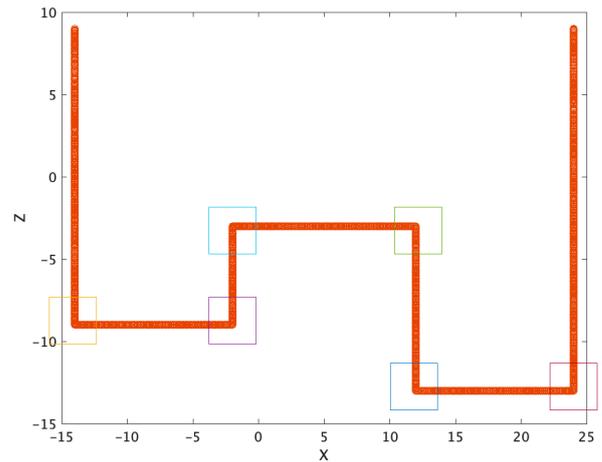


図 5 点群に基づき推定された柱の位置

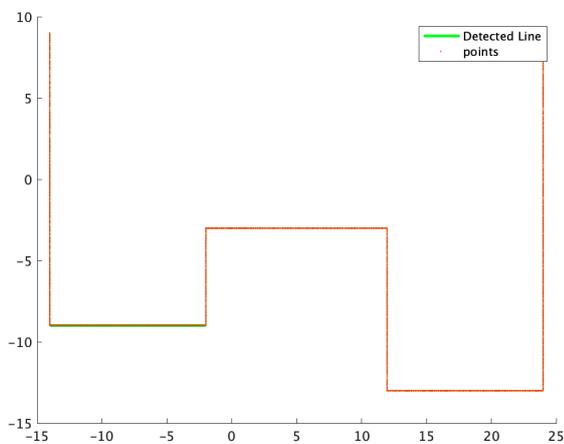


図 4 RANSAC による線分検出の一例

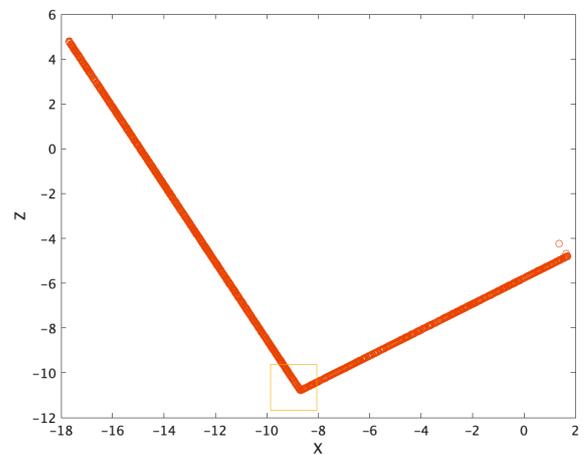


図 6 点群から柱が一本のみ推定された場合

交差する点を柱として推定する。推定すべき線分が一本のみである場合は、最小二乗法を用いて線分を推定する手法も提案されているが、今回のように複数の線分を求める場合は外れ値を含まないようなデータであったとしても、それぞれの線分がその他の線分に対して外れ値のような影響を及ぼす可能性があるため、複数の線分を検出するために RANSAC を利用している。なお、RANSAC は名前の通りランダムにサンプリングを行うため、試行ごとに異なる結果が出力される可能性がある。図 4 に、観測された点群に対して、線分を検出した一例を示す。検出された線分上にある点は除外し再び線分検出を行い、全ての点がいずれかの線分に属すまで同様の処理を繰り返す。RANSAC により導出された二つの線分の端点が近い位置にあり、また、それらの線分が 90 度に近い形で交差している場合、線分が交差している位置を柱として推定する。図 5 において、四角で囲まれている部分が、点群に基づき推定できた柱の位置を示している。

### 3.3.1 直方体を対象とした柱推定方法

点群から柱が一本しか推定できなかった場合、対象物に

関するそれ以上の情報が得られないため、その対象物の形状を直方体であると仮定し、直方体の図形的性質である点対称を用いて、残りの三本の柱の位置を推定する。柱が一本認識されているということは、図 6 に示されるように、線分が二本以上推定されていることを意味する。柱を構成する二本の線分について、柱ではない方の端点をそれぞれ柱とし、直方体の点対称という図形的性質を用いて、四本目の柱の位置を推定することで、直方体全体の構造を推定する。

### 3.3.2 多角柱を対象とした柱推定方法

図 5 に示すように、点群から二本以上の柱を推定できた場合においても、多角柱を構成される全ての柱を点群から推定できるものではなく、Z 座標が 8 以上の部分に関しては点群が得られていないため、観測できている部分の情報をもとに推定によって柱の位置を推定することがもとめられる。この場合、検出された線分のうち片方の端点のみが柱として認識されているものが、X 座標 -15 付近と 25 付近の X 軸に垂直な線分として二本存在している。この手法では、多角柱を構成する辺同士は 90 度の角度を成すものと

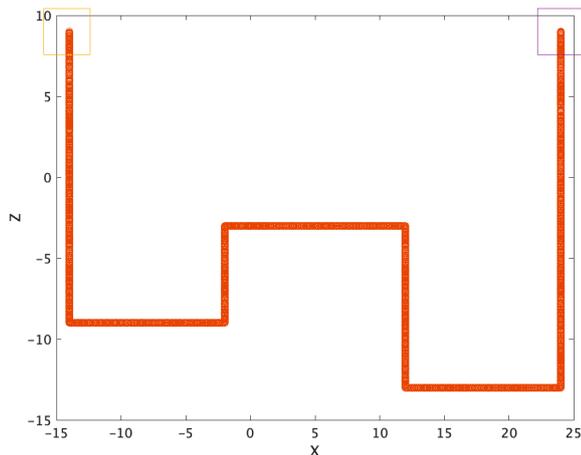


図 7 点群から直接推定できない柱の推定

し、この内の一本の線分に直交するように面が存在するものとする。そのため、ひとつの柱は線分の端点となり、別の線分については、その線分を伸ばし、面と交差する部分を柱とすることで、二つの柱を推定する。図 7 に本手法を用いて推定された柱を示す。

### 3.4 柱と柱の結び方

最終的に、構造物を三次元化する際には、構造物を構成する柱と柱を元の構造物の外壁をなすように適切に結ぶ必要があるため、まず、柱同士で最も近傍にある二本を算出する。この二本を結んだ辺が外壁とは異なっていると仮定し、その長さを  $L$  とする。構造物の柱は閉路になっているため、ある柱からある柱へ外壁を通過して結ぶことができる。三平方の定理よりその経路内には長さ  $L$  以下のものが存在するため、最も近傍にある二本の柱を結んだものは元の建築物の外壁をなすものであることが示される。また、残りの外壁部分に関しては初めに求めた辺と直交もしくは平行になっているため、この条件を満たす柱の組みを計算し結び合わせる。

### 3.5 各柱に関する高さ推定

3.3 節で述べたように対象物の復元には柱の位置及び高さを決定する必要がある。図 8 にこれまでの一連の処理を適応し、得られた三次元復元した一例を示す。

点群から直接推定される柱については、観測の段階で十分にその近傍の三次元点群情報を得られていることから、柱の位置の鉛直方向に存在する点群を抽出し、外れ値を除去した後、十分信頼できるほどの点が存在する範囲をその柱の高さとする。

一方、構造物に対する仮定に基づき推定された柱については、三次元点群が得られていないため、上記により得られた柱の高さ情報を平均したものを、柱の高さとする。

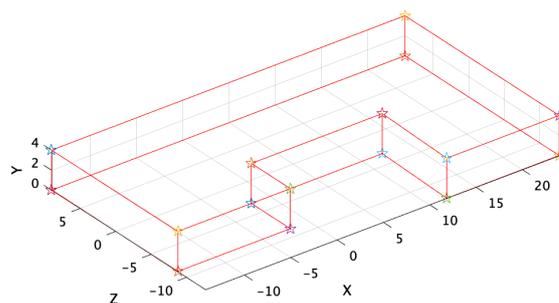


図 8 三次元復元の一例

表 1 計算機の性能

項目	性能
OS	macOS Big Sur 11.1
CPU	2.3GHz クアッドコア Intel Core i7
メモリ	32GB
MATLAB	R2020b 9.9
Unity	2019.4.14f

## 4. 評価実験

### 4.1 直方体に対する柱推定手法

前節で紹介した直方体を対象とした柱推定手法を評価するため、ゲーム開発ツール Unity [24] 上に、一般的な一軒家の大きさを対象とした、幅  $12m$ 、奥行き  $8m$ 、高さ  $10m$  の対象物を配置し、仮想空間上におけるシミュレーション上で、この対象物に対する三次元点群データを取得し、柱の平均頂点誤差を計測する。その際、観測者の移動速度は  $40km/h$ 、LiDAR の観測周波数は  $20Hz$ 、LiDAR の分解能を  $1$  度にて、対象物を計測する。この点群の密度は、 $60$  点  $/m^2$  となっている。また、提案する手法を数値解析ソフトウェア MATLAB [25] 上に実装し、Unity 上で観測された三次元点群データに対象物の形状を推定する。評価実験で使用した計算機の性能を表 1 に示す。対象物に対し、様々な方向から  $70$  回、観測者を直線移動させ、対象物の柱を推定して得られた直方体の各頂点の平均誤差の分布を、図 9 に示す。この手法においては、柱の存在を一本だけ直接把握できており、残りの三本の柱は、提案手法により推定されている。この図に示されるように、平均頂点誤差は  $20cm$  以下となっており、対象物の大まかな形状を把握できている。

### 4.2 多角柱を対象とした柱推定方法

同様に、多角柱を対象とした柱推定手法も、シミュレーション上で得られた三次元点群を基に評価する。観測物が

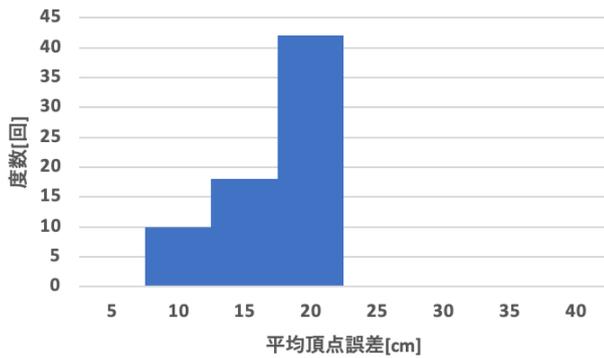


図 9 直方体を対象とした柱推定手法による平均頂点誤差の分布

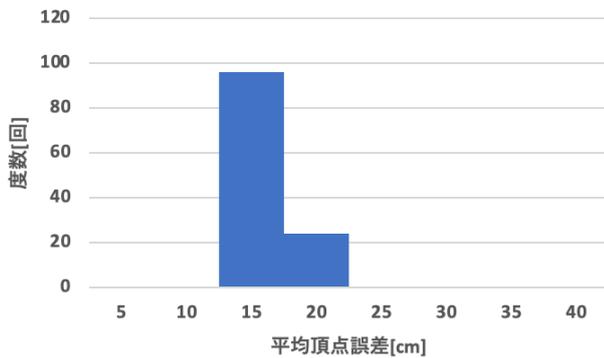


図 10 多角柱を対象とした柱推定方法による平均頂点誤差の分布

対象物に対し、直接移動した際、対象物が直方体である場合には、柱が高々二本のみ直接観測され、対象物が直方体より複雑な多角柱である可能性がある場合には、柱が三本以上直接観測される。この手法では、このいずれの場合に対しても適応可能な手法であり、まず、対象物が直方体である場合について評価する。さきほどと同じ対象物に対し、対象物に対し、様々な方向から 120 回、観測者を直線移動させ、対象物の柱を推定して得られた直方体の各頂点の平均誤差の分布を、図 10 に示す。この手法は、前述の手法と異なり、二本の柱を直接観測した後の手法であるため、図 9 に示した結果と比較し、より小さな誤差でその形状を復元できていることがわかる。

また、対象物が複数存在する場合、個々の対象物に対する推定精度を評価する。三つの対象物とその位置関係を図 11 に示す。これらの対象物は、いずれも幅 7m、奥行き 18m、高さ 2.5m の直方体となっている。これらの対象物の間隔を変化させ、観測者がこれらの対象物の全面を 20 回直線移動し、個々の対象物の形状を推定した。片側にのみ対象物が隣接している対象物 A 及び C と、両側に対象物が隣接している対象物 B に分け、算出した対象物の平均頂点誤差を図 12 に示す。図に示されるように、対象物同士の間隔に関わらず、片側にのみ対象物がある場合、点群から観測される片側の面から、他の面を推定することにより、直方体の形状を正しく推定できていることがわかる。

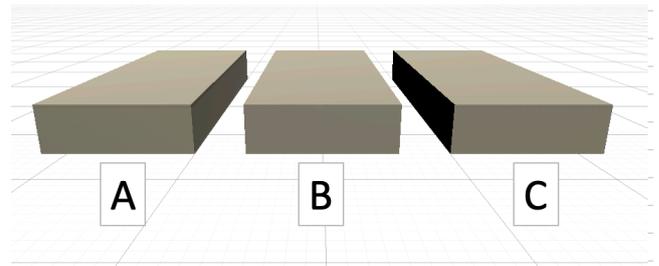


図 11 隣接する三つの対象物

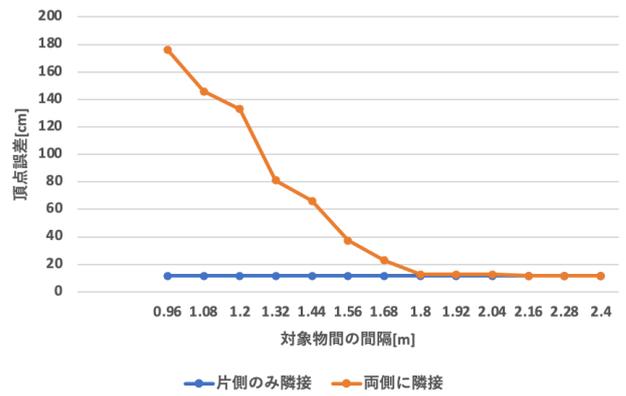


図 12 複数の対象物を対象とした平均頂点誤差

一方、両方に対象物がある対象物 B については、対象物同士の間隔が小さくなるにつれて、隣接している面の柱のうち観測者から遠いものは観測が困難となっており、平均頂点誤差が大きくなっており、高速に移動する観測者から得られる疎な点群による形状推定の限界がみられる。

図 13 に示すような多角柱に対し、様々な移動経路から、三次元点群を計測し、その形状を推定する。この多角柱の大きさは、幅 12m、奥行き 10m、高さ 8m の直方体と幅 6m、奥行き 4m、高さ 8m の直方体を結合させたものである。図に示されるように、この多角柱は、六本の柱から構成されるが、移動経路により、直接観測できる柱の本数は変化する。表 2 に、直接観測された柱の本数と、最終的に提案手法により推定された柱の本数を示す。この表からわかるように、直接観測された柱の本数が一本もしくは二本である場合には、対象物の形状が直方体であることを想定することとなり、多角柱としての形状を正しく復元できず、その形状を正しく復元するためには、直接観測された柱の本数がある程度多いことが求められる。その形状を正しく推定できた対象物に対する平均頂点誤差を図 14 に示す。この図に示されるように、点群からある程度の数の柱を推定する必要があるものの、疎な点群から平均頂点誤差 40cm 以下の精度で多角柱を推定できることがわかる。

## 5. おわりに

本取組では、LiDAR センサをドローンなどの移動体に搭載し、直線運動のような単純かつ高速な動きの中で対象物

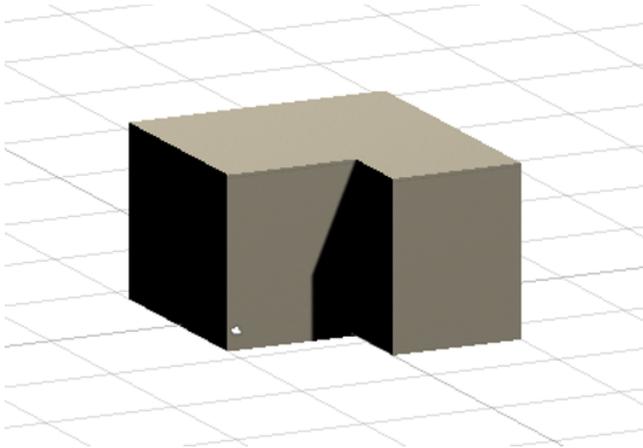


図 13 多角柱である対象物

表 2 直接観測できた柱の本数と提案手法により推定された柱の本数

直接観測できた柱の本数	提案手法により得られた柱の本数
1	4
2	4
3	5
4	6

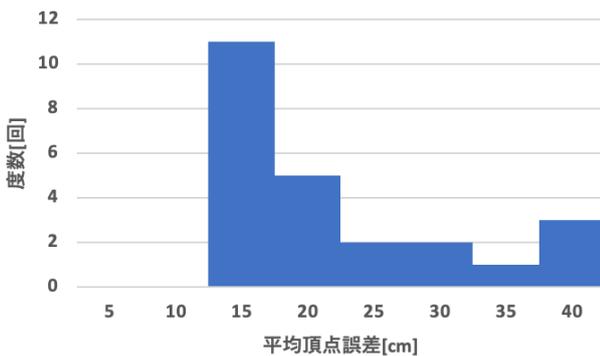


図 14 多角柱に対する平均頂点誤差

を継続的に観測した結果得られた三次元点群データに基づき、対象物の大まかな形状を推定する手法を提案した。本手法では、観測によって得られた疎な三次元点群から、多角柱の柱の部分のみを推定し、また、構造物が直方体であること、また、構造物を構成している辺は90度を成すことなどの一般的な構造物の特性を仮定することで、対象物全体の形状を推定した。三次元点群を鉛直方向に投影し、対象物の外壁に当たる線分をRANSACを用いて検出する。得られた直線群のうち直交し、その端点同士が近傍に存在するような線分の組を抽出し、それらの交点を対象物の柱であると推定する。限られた動きの中では対象物の全体を点群として捉えられないため、点群による推定された柱に基づき、対象物を直方体であること、もしくは、対象物を構成する辺は90度を構成することのいずれかの仮定を活用することで、点群からは観測できない柱を推定する。

評価実験では、一般的な二階建て一軒家を想定した多角柱に対して疎な観測により得られた60点/m<sup>2</sup>程度の点群

から、平均頂点誤差40cm以下の精度で構造物を推定できることを示した。

今後の課題は様々な高さや大きさの建築物が立ち並ぶ実際の街並みに対してシミュレーションと同様に復元を可能にすることである。観測者自身の座標はGPSなどで得られるが、シミュレーションのように正確なものではないため、得られる対象物の三次元点群の座標にも誤差が生じる。そのため、GPSのみならず加速度センサやジャイロセンサの情報と組み合わせることで観測者の位置推定の精度を向上させることが必要である。

## 謝辞

本研究は、JST、さきがけ、JPMJPR2037の支援を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 前林 清和. 災害と日本人の精神性. 現代社会研究, Vol. 2, pp. 61–75, 2016.
- [2] 内閣府. 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> [Online; accessed 5th Feb. 2021].
- [3] Katsuya Ogura, Yuma Yamada, Shugo Kajita, Hirozumi Yamaguchi, Teruo Higashino, and Mineo Takai. Ground object recognition and segmentation from aerial image - based 3d point cloud. *Computational Intelligence*, Vol. 35, No. 3, pp. 625–642, 2019.
- [4] 日本写真測量学会編. 三次元画像計測の基礎. 東京電機大学出版局, 2016.
- [5] Johannes L. Schonberger and Jan-Michael Frahm. Structure-from-motion revisited. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 4104–4113, Jun. 2016.
- [6] George Vogiatzis and Carlos Hernández. Video-based, real-time multi-view stereo. *Image and Vision Computing*, Vol. 29, No. 7, pp. 434–441, 2011.
- [7] AICam. SfM/MVSによる画像からの3Dデータ生成. <https://aicam.jp/tech/sfmmvs> [Online; accessed 28th Jan. 2021].
- [8] 鳥居 秋彦, 岡谷 貴之, 延原 章平. 多視点3次元復元の研究動向. 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM) 研究会第176回研究発表会, pp. 1–22. 情報処理学会, Apr. 2011.
- [9] Chris Harris and Mike Stephens. A Combined Corner and Edge Detector. *Proc. 4th Alvey Vision Conf., Manchester, U.K.*, Aug. 1988.
- [10] Bruce D. Lucas and Takeo Kanade. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. Vol. 81, pp. 674–679. Morgan Kaufmann Publishers Inc., Apr. 1981.
- [11] Przemyslaw Musialski, Peter Wonka, Daniel G. Aliaga, Michael Wimmer, Luc Van Gool, and Werner Purgathofer. A Survey of Urban Reconstruction. *Computer Graphics Forum*, Vol. 32, No. 6, pp. 146–177, September 2013.
- [12] 岩元 祐輝, 菅谷 保之, 金谷 健一. 3次元復元のためのバンドル調整の実装と評価. 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM) 研究会第175回研究発表会, pp. 1–8. 情報処理学会, Feb. 2011.
- [13] George Vogiatzis and Carlos Hernández. Video-based,

- real-time multi-view stereo. *Image and Vision Computing*, Vol. 29, No. 7, pp. 434 – 441, 2011.
- [14] Andreas Geiger, Julius Ziegler, and Christoph Stiller. StereoScan: Dense 3d Reconstruction in Real-time. In *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 963–968, Jun. 2011.
- [15] Simone Bianco, Gianluigi Ciocca, and Davide Marelli. Evaluating the Performance of Structure from Motion Pipelines. *Journal of Imaging*, Vol. 4, No. 8, 2018.
- [16] geoffreymarchal. Empire vase. <https://blendswap.com/blend/20771> [Online; accessed 6th Feb. 2021].
- [17] Johannes Lutz Schönberger and Jan-Michael Frahm. Structure-from-motion revisited. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016.
- [18] Johannes Lutz Schönberger, Enliang Zheng, Marc Pollefeys, and Jan-Michael Frahm. Pixelwise view selection for unstructured multi-view stereo. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2016.
- [19] Pierre Moulon, Pascal Monasse, Romuald Perrot, and Renaud Marlet. Openmvg: Open multiple view geometry. In *International Workshop on Reproducible Research in Pattern Recognition*, pp. 60–74. Springer, 2016.
- [20] Chris Sweeney. Theia multiview geometry library: Tutorial & reference. <http://theia-sfm.org>[Online; accessed 10th May 2021].
- [21] Changchang. WU. Towards linear-time incremental structure from motion. In *Proceedings of the 2013 International conference on IEEE 3D Vision-3DV 2013, Seattle, WA, USA*.
- [22] Karen Kawembe Mwangangi. 3d building modelling using dense point clouds from uav. Master’s thesis, University of Twente, 2019.
- [23] Martin A. Fischler and Robert C. Bolles. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Commun. ACM*, Vol. 24, No. 6, p. 381–395, June 1981.
- [24] Unity Technologies. Unity. <https://unity.com/ja> [Online; accessed 10th May. 2021].
- [25] MathWorks. Matlab. <https://jp.mathworks.com/products/matlab.html> [Online; accessed 10th May. 2021].