

## 研究助成実施報告書

助成実施年度	2022 年度
研究課題（タイトル）	アグリデジタルツインによる都市型リモート農業の基盤構築
研究者名※	間所 洋和
所属組織※	岩手県立大学 ソフトウェア情報学部 准教授
研究種別	研究助成
研究分野	都市政策、都市経済
助成金額	150 万円
発表論文等	

※研究者名、所属組織は申請当時の名称となります。

( ) は、報告書提出時所属先。

# 大林財団 2022 年度研究助成実施報告書

所属機関名 公立大学法人岩手県立大学  
申請者氏名 間所 洋和

研究課題	アグリデジタルツインによる都市型リモート農業の基盤構築
<p>(概要) ※最大 10 行まで</p> <p>農業版のデジタルツインとして、本研究では「アグリデジタルツイン」を構築し、都市型リモート農業の実現に向けたプロトタイプの実装を試みた。アグリデジタルツインを構成するシミュレーション技術に加えて、環境認識や生育状況の判定のための人工知能技術に基づく深層学習モデルを仮想空間上にモジュールとして構築した。さらに、物理空間でのデータ収集と並行しつつ、環境や気象条件の違いが、生育や除草に与える影響の予測を試みた。アグリデジタルツインにより、都市部から農業に携わられるリモート環境を構築し、次世代を切り拓く新しい農業の形態の創造を通じて、農作物の消費者の立場から脱却して、都市住民がクラウドソーシングやオンラインロールプレイングゲーム感覚で農作業に参加するにより、生産者の一人として作物を栽培する喜びの享受に結び付け、若者世代の農業参入への敷居を下げつつ、農作業にエンタテインメント性を与えることができないかを多面的に検討した。</p>	

1. 研究の目的	(注) 必要なページ数をご使用ください。
<p>本研究では、農業版のデジタルツインとして「アグリデジタルツイン」を構築し、都市型リモート農業の実現に向けたプロトタイプの実装を目的とした。アグリデジタルツインを構成するシミュレーション技術に加えて、環境認識や生育状況の判定のための人工知能技術に基づく深層学習モデルを、仮想空間上にモジュールとして実装した。さらに、物理空間でのデータ収集と並行しつつ、環境や気象条件の違いが、生育や除草、収穫量に与える影響を予測モデルを通じて評価した。</p>	

2. 研究の経過	(注) 必要なページ数をご使用ください。
<p>本研究では、LiDAR(Light Detection and Ranging)計測システムを搭載したドローンを用いて、上空から圃場の植生情報を点群データとして取得した。ドローンには DJI 社製の Matrice600Pro、LiDAR 計測システムには GVI の LiAirV70 を用いた。LiAirV70 は、レーザーセンサ、RGB カメラ、RTK-GNSS を搭載し、それぞれ 3 次元点群データ、カラー画像、移動経路ログを取得した。レーザーセンサには Livox の AVIA、カメラには Sony の A5100 が内蔵されている。データは 1 カ月間隔で取得した。ドローンの飛行経路の作成と飛行高度の設定には、DJI 公式アプリの DJIGSPro を用いた。果樹園 A において設定した飛行経路の一例を図 1 に示す。赤線のように計測領域を囲うこと</p>	

で、青線のように飛行経路が自動で生成される。

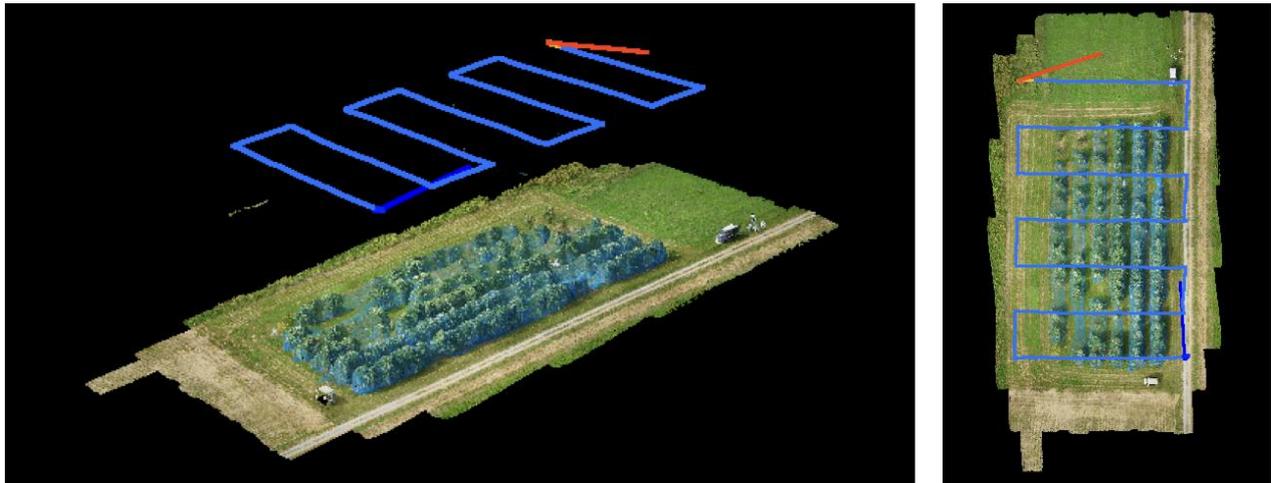


図1 ツールを用いて設定した飛行経路（3次元再構成画像にスーパーインポーズ後）

続いて、バックパック型 LiDAR の LiDAR-BP を用いて、地上からデータを取得した。計測システムとデータ取得の様子を図2に示す。屋内外の点群を収集するためのバックパック型（手持ち式）LiDAR マッピングシステムであり、高精度のパノラマ写真も取得した。左パネルはリンゴ果樹園を撮影した画像、右パネルは点群データ例を示す。

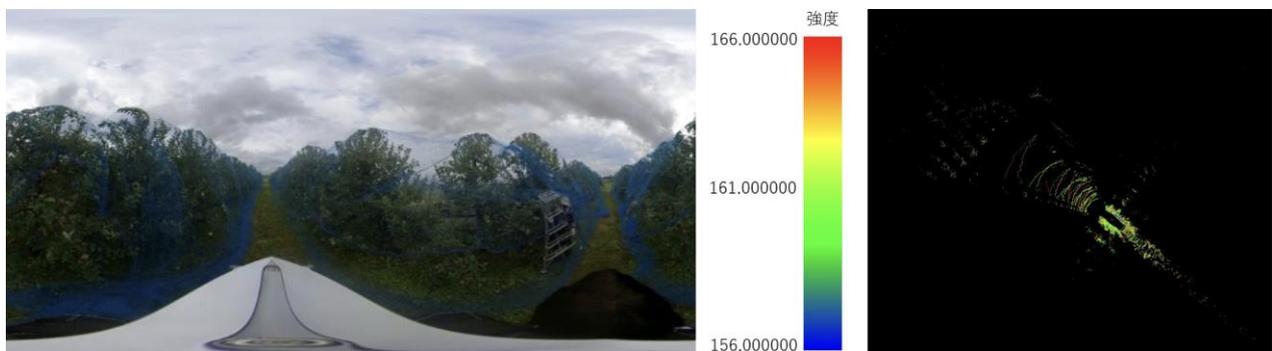


図2 リンゴ果樹園のサンプルデータ（左：RGB 画像、右：ポイントクラウド）

### 3. 研究の成果

（注）必要なページ数をご使用ください。

春夏秋冬の各季節の再現結果を図3に示す。春は、樹木には葉は見られず、土壌は背の低い雑草がまばらに現れている。夏は、樹木には鳥除け用のネットがかけられ、土壌には背の高い雑草が繁茂している。秋は、夏と同様に樹木には鳥除け用のネットがかけられ、土壌には夏に比べると背の低い雑草が全体的に現れている。冬は、樹木には葉は見られず枝に雪が積り、土壌は全体に積雪が現れている。

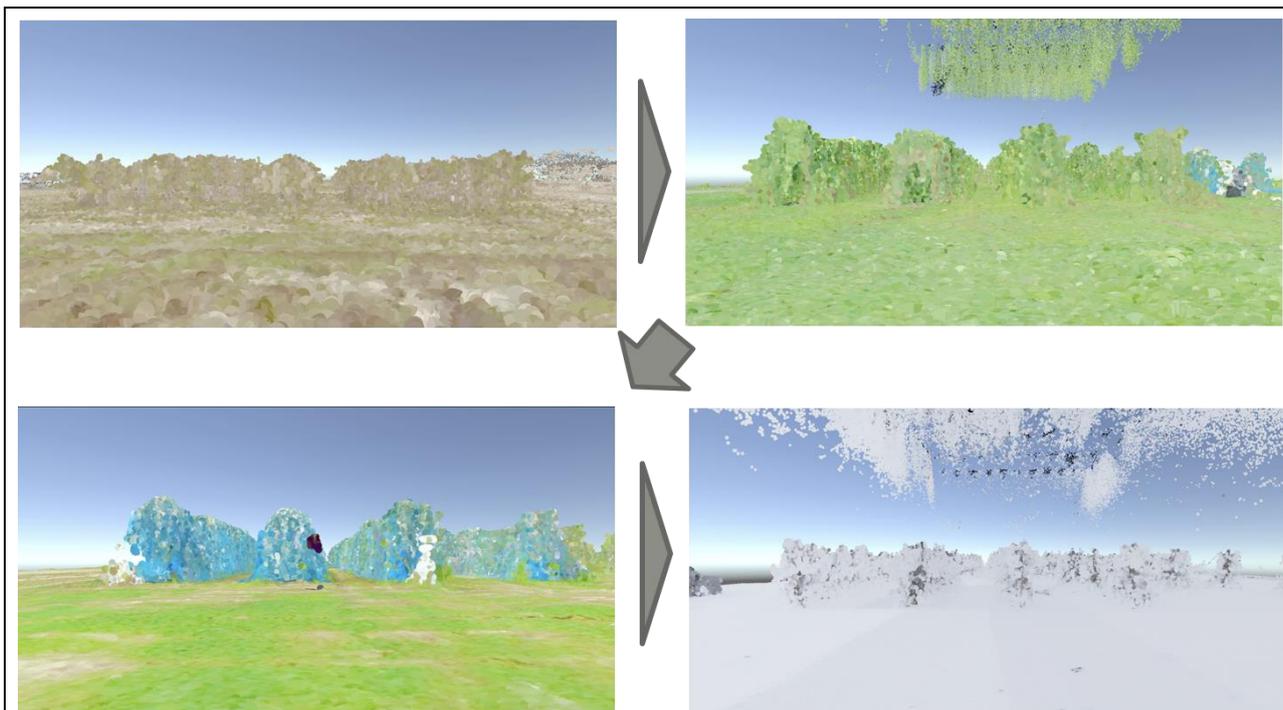


図3 季節変化の再現結果（左上：春期、右上：夏期、左下：秋期、右下：冬期）

雑草が繁茂する夏期の再現結果に対して、ポイントクラウドを形成する各点群を変更した結果を図4に示す。点の半径が小さいほど地面付近に点がレンダリングされていない。特に樹木の上面に関しては、点の半径が大きいほど樹木全体がぼやけて見える。樹木を斜め上から見ると真上から見たときに比べて地面付近にレンダリングされていない部分が多く見られる。樹木正面と樹木上面の再現結果から、樹木付近の地面は他に比べレンダリングが少なかった。

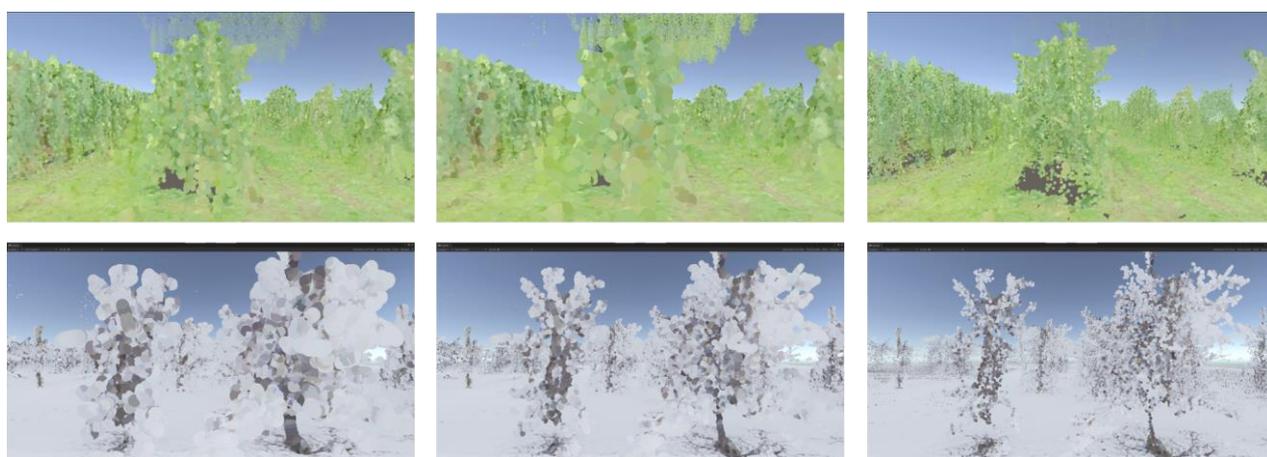


図4 ポイントクラウドが再現結果に与える影響（左から右にかけて、点群を小さくした）

再現結果を図5に示す。上段は7月、下段は10月のデータである。全てのデータセットの中で、7月だけ歩いた経路が異なるが取得したRGBの画像と点群のデータにあまり変化は見られなかった。RGBと点群を重ねた出力の結果ではどれも背景のRGB画像と一致するようには見られなかった。点群のみの画像では7月のネットが架けられた状態の果樹だと、葉の色である緑色が目立つが、10月の青色のネットが張られている状態だと果樹の色を取得するのが難しいため、正確

に出力できていないように見られる。



図5 再現結果（右：移動経路、中央：RGB画像、右：点群にRGBを重ねた画像）

LiGeoreference を用いて変換して出力した点群データを、Potree を用いて Unity 上で再現した。図6に本データ取得環境の鳥瞰図を示す。本結果は、デジタルツインのための仮想空間側のデータに用いられる。

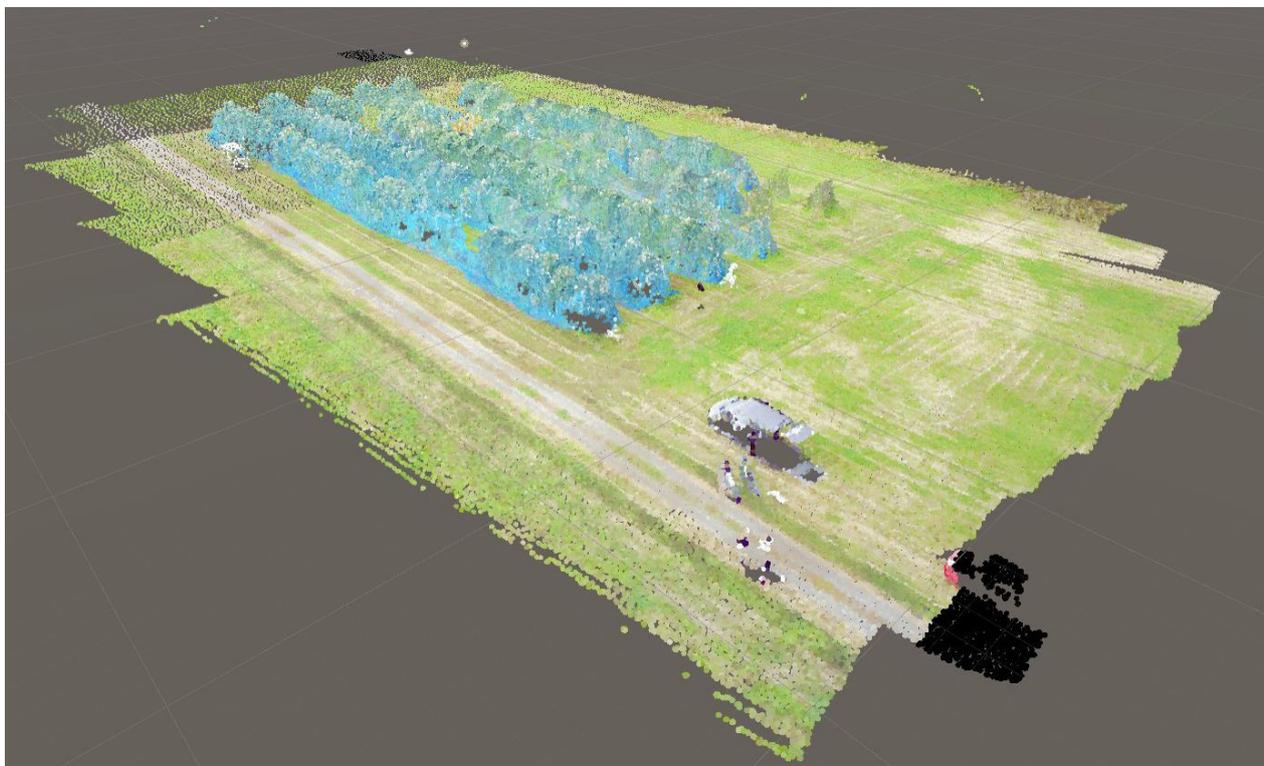


図6 果樹園データのUnity上での再現結果

少数の入力サンプルだけで新しい視覚的概念が学習できる基盤モデルの SAM (Segment Anything Model) [Kirillov 2023]は、テキストプロンプトや代表点のマウスクリックなどの最小限のインタラクションにより画像セグメンテーションを実行する。SAMのメカニズムとしては、



ーンに搭載されているフライトコントローラにて測距した飛行高度は、50 mであった。収穫前の10月中旬に撮影した画像のため、樹木全体に、鳥獣対策用の青色ネットがかけられている。セグメンテーション結果の傾向としては、画像の特徴に応じてインスタンスが抽出されているが、一般的なオブジェクトのラベル名称が与えられている。これは、基盤モデルに内蔵されている LLM が、専門知識を持っていないためである。したがって、LoRA (Low-Rank Adaptation) [Hu 2021] 等のアダプタによるモデルの部分学習や RAG (Retrieval-Augmented Generation) [Lewis 2020] によるデータベースとの連動が示唆された。

自然言語による指示から屋内外の複雑な環境を移動するロボットナビゲーションシステムに関する研究が、生成モデルの進歩と相まって進んでいる。代表モデルのひとつとして、大規模な未注釈のデータセットから目標指向のポリシーを学習する LM-Nav (Large Model Navigation) [Shah 2022] を用いて、ナビゲーションマップの作成を試みた。LM-Nav では、画像言語関連付けの CLIP (Contrastive Language-Image Pre-training) [Radford 2021] と LLM の既訓練モデルを組み合わせることで、言語注釈付きロボットデータを使わずにナビゲーションマップが構築できる。また、自然言語による指示に従って、複雑な屋外環境を長距離ナビゲーションできる。従来は言語指示に従うためには、言語によるアノテーションが必要でコストがかかりましたが、LM-Nav はこの問題を事前学習モデルの組み合わせで解決している。リンゴ果樹園にて取得した動画画像からアノテーションなしで作成したナビゲーションマップを図 8 に示す。本結果は、ナビゲーションだけでなく、デジタルツインにおける仮想空間でのカメラの姿勢パラメータとして、colmap [Schonberger 2016] に代替手段として、NeRF (Neural Radiance Fields) [Mildenhall 2020] で使える可能性が考えられる。

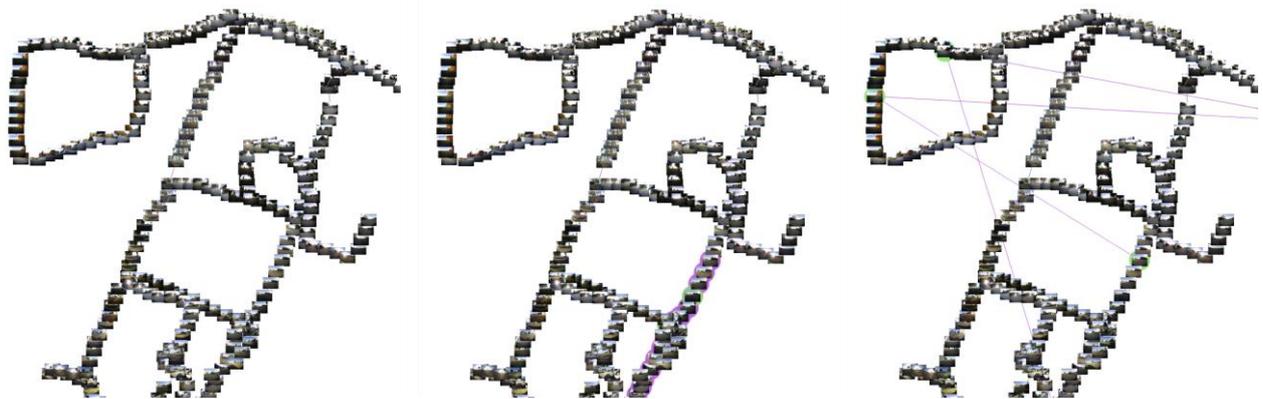


図 8 動画画像から LM-Nav により生成されたナビゲーションマップ

#### 4. 今後の課題

(注) 必要なページ数をご使用ください。

本研究では、都市型リモート農業の実現に向けて、3次元モデル、視覚言語誘導、視覚言語モデル、基盤モデル、およびデジタルツインの一部を実装し、基礎的なデータを取得した。今後は、仮想空間側の各種モデルの機能の拡張や農作業ロボットへの実装を進めて、都市型リモート農業の実現を目指したい。