

台帳連動型デジタルツイン構築手法の確立と 実用化に向けたアプローチ

Approach for Establishing and Practical Implementation of a Ledger-Integrated Digital Twin Framework

石川直之

要約 建物や社会インフラの維持管理は未だにアナログな方法が主流であり、建築物の老朽化が進む一方で、それらに対応するための労働力の不足が大きな問題となっている。その中で、3D スキャン技術によりサイバー空間上に建物や社会インフラのデジタルツインを作成し、遠隔からの管理に置き換える試みが進んでいるが、費用や担当者の負荷が高く、進展が遅い。この状況を打破すべく、物体検出 AI を用いて 3D 画像から管理対象の設備を検出して自動でタグ付けを行い、それらを設備台帳と紐づける台帳紐づけ支援機能を実装して、その省力化フローを検証した。台帳連動型デジタルツイン構築手法を確立することで、設備の所在検索・情報閲覧や履歴蓄積にあたってのボトルネックを解消し、デジタル建物管理の障壁を下げて社会課題の解決につなげられるとの仮説に基づき、実用化に向けたアプローチを進めている。今後は、建物管理などの実業務における利活用とその先にあるデジタルコモンズ構想の実現に向けて、様々なステークホルダーとの共創や価値検証を目指すオープンイノベーションプラットフォームの実用化を進める予定である。

Abstract The maintenance of buildings and infrastructure primarily relies on analog methods, leading to concerns about aging facilities and labor shortages. While efforts to create digital twins using 3D scanning technology are ongoing, high costs and user burdens hinder progress. To address this, we have developed a labor-saving process that uses object detection AI to automatically identify and tag equipment from 3D images, linking them to an equipment ledger. This approach aims to eliminate bottlenecks in equipment location and information access, facilitating the use of digital buildings and addressing social issues. We plan to further develop an open innovation platform for collaboration with various stakeholders to enhance practical applications in building management and realize a digital commons concept.

1. はじめに

建物や社会インフラの老朽化によりメンテナンス作業へのニーズが高まる一方で、労働力人口の減少により熟練技術の継承者が不足し、社会課題となっている。多くの建物や社会インフラにおいて、維持管理のための設備情報や点検記録などは、いまだに紙の図面や個別の Excel ファイルで管理されている。これらの情報は体系的に統合されておらず、適切なデータを迅速に検索し活用することが困難であるため、長年の経験をもつ熟練技術者の記憶や判断に頼らざるを得ない。結果として、属人的で暗黙知に基づくアナログ的な管理体制から脱却できていないのが現状である^[1]。

この課題への解決策として、3D スキャン技術を使ってサイバー空間上に施設のデジタルツ

インを作成し、遠隔でのメンテナンス計画立案や履歴確認に活用する手法が注目を集めており、3D ビューアーと設備管理システムを組み合わせる形での業務改革の取り組みが進んでいる。ただ、3D は分かりやすく操作しやすい一方で、管理対象である設備の特定およびタグ付けやメンテナンス履歴の記録などをユーザー自身が都度行わなければならない、これが建物管理業務での活用を促進する上でのボトルネックとなっている。「ビルメンテナンス業の人手不足に関する実態調査（概要版）」^[2]の「【図表 2-3】設備管理業の人手不足対策の取り組み（検討中含む）」によると、遠隔監視や画像物体検知などの対策を行っている事業者は 192 社回答のうち 6% となっており、技術の進展が遅い。

そこで、BIPROGY 株式会社（以下、BIPROGY）は、物体検出 AI を用いて 3D 画像から管理対象の設備を検出して自動でタグ付けを行い、これらを設備台帳と紐づける台帳紐づけ支援機能を実装した。また、この機能を使用することで、設備の所在検索・情報閲覧や履歴蓄積にあたってのボトルネックを解消し、デジタル上での建物管理の障壁を下げ社会課題解決につながれると仮定して、空間データを自動で作成しデジタルツインを活用した建物管理を目指す「台帳連動型デジタルツイン構築」の実証実験を行った。

本稿の目的は、今回行った実証実験の結果をもとに、デジタルツイン構築作業の省力化やデジタル建物の管理業務での活用促進について考察し、デジタル建物管理の導入を検討している企業に向けて、その有効性を示すことである。そのために、実証実験の概要と、物体検出 AI のチューニングおよび台帳紐づけ支援機能の実装時に検討した具体的な検討ポイントと留意すべき点を整理して紹介する。2 章でデジタルツイン構築の標準手順と自動化に向けたアプローチを説明し、その実現手法として、3 章で開発した物体検出および台帳紐づけ手法について述べる。4 章でデジタル建物の作成省力化の実証実験の内容と結果の概要について、5 章でオフィス什器自動検出の実証実験の内容と結果の概要を示す。6 章で実証実験の結果について全体をまとめ、7 章で今後の取り組みを記す。

2. デジタルツイン構築の標準手順と自動化に向けたアプローチ

空間データを自動で作成しデジタルツインを活用した建物管理を目指して、BIPROGY は 2023 年度から株式会社リコー（以下、共同事業者）と共同で、デジタルツイン構築自動化のための仕組みを研究開発している（以下、本プロジェクト）。

本プロジェクトでは、共同事業者が提供する「RICOH Digital Twin Workplace」^{*1}の光学技術や AI 技術、ならびに BIPROGY が販売パートナーとして提供・導入支援を行っている「Archibus」^{*2}（以下、台帳システム）の建物データベースや維持管理業務機能といった仕組みを組み合わせることで、建物をデジタルで容易に管理し、労働力不足や技術の継承者不在といった課題を抱える建設・維持管理業務を変革することを目指している。

「RICOH Digital Twin Workplace」は、建物や空間を高精度な 3D デジタルモデルとして再現する技術を提供する「デジタルツインソリューション」のジャンルに位置付けされる製品である。日本では Matterport^{*3}、Ricoh360^{*4}、OpenSpace^{*5}、Nossa360^{*6}などの製品が建設業や不動産業などを中心に利用され始めているが、建物管理・ビルメンテナンスの分野では、あまり普及が進んでいない^[2]。

2.1 デジタルツイン構築の標準手順

デジタルで建物管理を行う場合、デジタルツイン構築の標準的な手順は概ね次の通りである。

- 1) 撮影：建物を 360 度カメラ・3 次元レーザースキャナーで撮影し、空間データを取得
- 2) 3D モデル生成：デジタルツイン上で閲覧できるデジタル建物（3D モデル）を生成
- 3) タグ付け：デジタル建物上で管理対象である設備の位置を目視で特定し、該当設備に関する関連情報を手動でタグ付け

最後の手順であるタグ付けを実施するにあたっては、設備リストの各設備が実際にどこに設置されているかを把握していることが求められるため、現場に精通した設備管理技術者、または図面と設備リストの照合と位置合わせができる IT 担当者のどちらかが実施するのが通例である。デジタル建物管理によるメリットを最も享受しうるのは建物のオーナーであるが、このタグ付けに要する手間や製品導入/利用時のコストがボトルネックとなっているため、1 章の冒頭で述べた通り、いまだに属人的で暗黙知に基づくアナログ的な管理体制から脱却できていない。

なお、ここでいう「建物」とは構造物そのもの（建築・土木構造物）を指し、「設備」とはその内部や外部に設置されている空調、給排水、電気、通信、昇降機などの各種インフラ要素を指す。つまり、設備は建物に内包される管理対象であり、建物モデルを基盤として各設備情報を紐づけて管理することになるが、現状ではその紐づけ作業が手動で行われており、作業効率や情報精度に課題が残っている。

2.2 デジタルツイン構築の自動化に向けたアプローチ

本プロジェクトでは、2.1 節で述べた標準手順のボトルネック解消と台帳紐づけ省力化を目的とし、物体検出および台帳紐づけを自動化する仕組みを開発した。

まず、タグ付け作業を省力化すべく、タグ付けの対象となる設備を自動で検出する物体検出 AI の性能改善およびチューニングを試みた。また、「RICOH Digital Twin Workplace」と台帳システムとの関連づけを支援するユーザーインターフェース（以下、「台帳紐づけ支援機能」）を台帳システム側で開発した。

本プロジェクトで実証した標準および改良手順を図 1 に示す。これらの手順のうち、「3）タグ付け」（特に「ii）タグ付け候補自動検出」の部分）を物体検出 AI で、「4）台帳紐づけ」を台帳紐づけ支援機能でそれぞれ省力化することを目指す。

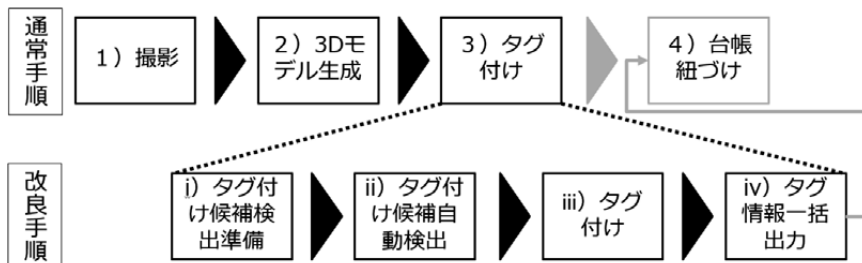


図 1 デジタルツイン構築の通常手順と改良手順

- 1) 撮影：建物を 360 度カメラ・3 次元レーザースキャナーで撮影し，空間データを取得
- 2) 3D モデル生成：デジタルツイン上で閲覧できるデジタル建物（3D モデル）を生成
- 3) タグ付け：管理対象である設備の特定のデジタル建物上での位置を特定し，該当設備に関する関連情報を手動でタグ付け
 - i) タグ付け候補検出準備：未知の設備を検出するために，管理対象一覧や図面を input として深層学習用のアノテーション作業を手動で実施
 - ii) タグ付け候補自動検出：AI 画像認識技術を活用し，デジタル建物上に存在する設備を自動検出
 - iii) タグ付け：該当設備に関する関連情報を手動でタグ付け
 - iv) タグ情報一括出力：設置個所を表す URL 付き 3D 設備リストを手動作成し，デジタル建物から自動切り出した設備写真群とセットで一括出力
- 4) 台帳紐づけ：台帳紐づけ支援機能を用いて，タグ情報付き 3D 設備リストと設備写真群を台帳システムへ取込，設備コードなどをキーとして台帳と紐づける

3. 開発した物体検出および台帳紐づけ手法

本章では，本プロジェクトで開発した物体検出手法と，検出した情報を設備台帳に紐づける台帳紐づけ支援機能について説明する。

3.1 開発した物体検出手法と検出性能評価方法

本プロジェクトで開発した，3D スキャン技術にて取得した空間データから AI 画像認識技術を用いて物体検出する手法を説明する。検出性能を改善するにあたり，小物体の検出にも対応する高精度な物体検出アルゴリズム YOLOv7^{[3][4][5]}を採用した。

物体検出の手順は次の通りである。

- 1) 360 度カメラ（RICOH THETA）で撮影した全天球画像を cubemap（天井面，水平面 0°，水平面 90°，水平面 180°，水平面 270° の 5 断面）画像へ変換
- 2) cubemap 変換後画像のうち検出対象を含む画像を目視で抽出し手動でラベル付け（1 画像に検出対象が複数ある場合，複数ラベル付け）
- 3) 深層学習用のアノテーション作業（物体を枠で囲み，カテゴリ名称をラベル付け）を手動で実施
- 4) 物体検出 AI により，各画像がどの設備種類（カテゴリ）に該当するかを判定

また，図 2 に示すように，物体検出 AI の検出性能は以下二つの検出率を用いて評価することとした。

- 1) 再現率：未検出の少なさ。実際に「正」であるもののうち，予測で正しく「正」と判断されたものの割合
- 2) 適合率：誤検出の少なさ。予測が「正」と判断されたもののうち，実際に正しかったものの割合

■ 再現率(Recall)

- 実際に「正」であるもののうち、予測で正しく「正」と判断されたものの割合
- (例) 正解画素数：100に対し、正検出画素数：50の場合、再現率は0.5(=50/100)
→ 裏を返すと、50画素分は未検出



■ 適合率(Precision)

- 予測が「正」と判断されたもののうち、実際に正しかったものの割合
- (例) 検出画素数：200に対し、正検出画素数：160の場合、適合率は0.8(=160/200)
→ 裏を返すと、40画素分は誤検出

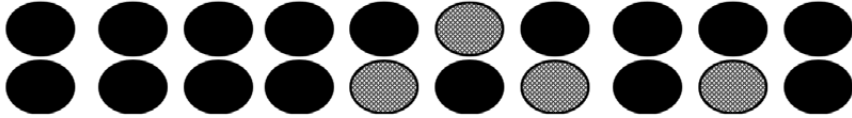


図2 検出性能の評価方法

3.2 台帳システム側で開発した台帳紐づけ手法

本プロジェクトでは、デジタル建物と台帳システムを組み合わせる形のデジタルツインの仕組みを実装すべく、デジタル建物の設備画像/タグ情報と台帳システムの設備台帳を簡易に関連づける台帳紐づけ支援機能を台帳システム上で開発した。なお、台帳システムとしては、建物管理/設備管理向けの業務機能とデータベースが備わっている Archibus を採用した。

開発した台帳紐づけ支援機能には、ファイル取り込み機能（タグ情報付き 3D 設備リスト＋写真群を台帳システムへ取り込む機能）と台帳紐づけ機能の二つの機能を実装した。メインである台帳紐づけ機能は、「設備コード完全一致分の一括取込」「不一致分の紐づけ/割当（候補絞込、写真表示、3D ビューアー参照）を支援できること」の二つの要件を定め、支援機能を開発した。支援機能の概要を表1に示す。

表1 台帳システムで実装した台帳紐づけ支援機能の支援機能一覧

No.	支援機能	支援機能概要
1	紐づけ支援レイアウト ※左右リスト表示 ※上下属性比較表示	設備台帳と 3D 設備リストの二つを左右に一覧表示、選択した設備の属性情報と写真を上下に表示
2	一括紐づけ	設備コードが完全一致する設備台帳と 3D 設備リストの各レコード群を一括紐づけ
3	候補絞込	設備台帳の未割当リストにて選択した設備に対して、設備コード接頭辞（ハイフンより前）、部屋、カテゴリが一致する 3D 設備のみ絞り込み表示
4	設備紐づけ	設備台帳の未割当リストにて選択した設備に対して、3D 設備リストで選択した複数設備を個別に紐づけ
5	紐づけ追加	設備台帳の割当済みリストにて選択した設備に対して、3D 設備リストで選択した複数設備を追加で紐づけ
6	紐づけ解除	設備台帳の割当済みリストにて選択した設備に対して、3D 設備リストで選択した設備との紐づけを解除

7	未割当一括登録	未割当（紐づけなし）の3D 設備リストのうち、選択した設備群を設備台帳へ一括登録 ※取込時に画面から属性値補正も可
8	属性同期	3D 設備リストにて選択した複数設備について、URL などの属性情報を紐づけ先の設備台帳へ同期取り

4. デジタル建物の作成省力化の実証実験

実環境における物体検出 AI の設備検出性能と台帳紐づけ支援機能による省力化の可能性を評価するため、開発したシステムを使って、実際の建物を 3D スキャンした空間データを用いて実証実験を行った。本章では、実証内容とその結果の概要を記載する。

4.1 実証概要

BIPROGY が保有する複合用途（データセンター、ソフトウェア開発センターの二つの用途）施設の設備設置エリア延べ5フロア 1200m²の空間データを用いて実証実験を行った。既存の設備台帳が存在しなかったため、実証前の事前準備として、該当施設の管理部門から設備配置図面を入手し、図面上で設備が設置されている部屋のみを抜粋する形で部屋一覧を作成した。さらに各種設備関連情報（①中長期保全計画、②保全業務仕様書、③中央監視ポイント一覧）を照合する形で設備一覧を整備し、現地で撮影した設備写真と合わせてそれぞれシステムへ台帳登録した。

物体検出 AI の設備検出性能の実証に向けて、まず検出対象設備として外見で識別できる 250 台を選定し、整備済みの設備台帳から抽出したものを管理対象一覧として共同事業者へ事前提供した。この一覧をベースに現地での 3D スキャンを実施し、実証前の物体検出 AI（従来の AI）が学習済みの 148 カテゴリ（パッケージエアコン、貯湯槽、消火栓、など）に対する学習データ数を補強し、かつ新規 26 カテゴリ分（空冷チリングユニット、環水槽、自動火災報知設備、など）の学習データを追加した。延べ 174 カテゴリの再学習によるチューニングを施した改良モデルの AI を用意し、この AI の検出性能を評価する計画とした。

また、台帳紐づけ支援機能の省力化の可能性についての実証は、物体検出 AI が画像から OCR 読み取りした設備名（実体に期されている設備名）と台帳システムの設備コードをベースに紐づけを行った際に、どの程度省力化できるかを定量的に評価する計画とした。

4.2 台帳紐づけ支援機能向け物体検出 AI による設備検出性能の目標設定

設備台帳が存在しない中でデジタルツインの初期構築を行う場合、物体の見逃しが台帳の欠損に直結する。そのため、AI による物体検出性能においては、特に高い Recall（再現率）が求められる。それに対して、誤検出については初期整備段階ならば多少は人手で修正できるため、Precision（適合率）については一定の範囲（85%以上）を確保すれば実用に耐えると判断した。これらの理由により、商用利用向け物体検出 AI の目標値は、本来であれば Recall：98%、Precision：85%とし、業務省力化と精度向上の両立を図ることが望ましい。

ただ、本実証では学習に用いる画像データが限定的であるため、設備環境の多様性や照明条件等への対応力に一定の制限がある。そのため、初期フェーズにおけるモデル精度の目標は Recall：80%、Precision：80%に設定し、業務利用に耐え得るかの実用可能性を見極めること

を目的とした。今後、検証結果をもとに物体の検出漏れや誤検出の傾向を分析し、学習データの追加収集やアノテーションの品質向上を通じて、段階的に Recall：95%、Precision：90%の目標達成を目指す方針とした。

4.3 物体検出 AI による設備検出性能の検証結果

設備 250 台を対象とした物体検出 AI の設備検出性能の検証結果を表 2 に示す。検証目標 80% に対し、平均値で再現率 71%、適合率 74% の結果となり、目標に対しては未達の結果となった。とはいえ、2023 年度に BIPROGY 保有の別施設延べ 250m² で実施した際の検出率である 22% と比べて、数値を大幅に改善することができた。

表 2 物体検出 AI による設備検出性能の検証結果

設備 250 台での 検出率	再現率 (Recall：未検出の少なさ)	適合率 (Precision：誤検出の少なさ)
商用化目標	98%	85%
検証目標	80%	80%
検証結果	71%	74%

今回の実証のように多種多様なユーティリティ設備を AI で自動検出する場合、現状の手法だけでは手間や費用を掛けたとしても 70% 程度が限界であり、実用化に向けては課題が残る結果となった。この結果を踏まえ、ユーティリティ設備に比べ、統一的・画一的なラインナップである可能性が高い設備の検出の方が、より高い検出性能が見込め、かつ実用化につながりやすい可能性があると推測し、オフィス什器検出の実証実験を追加実施することとした。(5 章にて後述)

4.4 台帳紐づけ支援機能による省力化の可能性についての検証結果

延べ 1200m² の空間データかつ設備 250 台を対象とした台帳紐づけ支援機能による省力化の検証結果は、目標省力化（工数削減）率を 50% 以上に設定したものの、深層学習向けの手動対応が多く、意味のある工数積算比較ができないとの理由で測定困難との結果となった。3D ビューアーでタグ付けした 250 台分のタグ情報（URL 付き設備リストと写真）を台帳システムへ紐づけるだけであれば、Archibus の技術者が DB ツールを用いることでも対応できるが、このインプットを整理する作業が現状では手動対応となっており、工数半減は見込めないとの結果であった。

今回検証した台帳紐づけ支援機能は、物体検出 AI で自動的に付与したタグ情報と設備台帳との紐づけについて、ユーザーが答え合わせしながら紐づけを確定させるとともに、誤検出の修正、未検出の追加タグ付けも実施してもらうことで、実用化につなげられるとのコンセプトで開発したものであった。しかしながら、本プロジェクトの現有技術力からすると、物体検出 AI に掛ける前の段階で答えを用意しておかなければならず、省力化の効果を引き出すことが難しい。台帳紐づけを実現するには、事前準備として顧客主体かつ手動での台帳作成と整備が必須であり、これを解消していく新たな仕組みが別途求められると結論付けた。

5. オフィス什器自動検出の実証実験

実環境における物体検出 AI の学習前後でのオフィス什器検出性能を評価するため、開発したシステムを用いて、実際のオフィス空間を 3D スキャンした空間データを使用して実証実験を行った。本章では、実証内容とその結果の概要を記載する。

5.1 実証概要

実証は、BIPROGY が利用しているオフィス執務室の一部区画 200m² の空間データを用いて実施した。既存の什器台帳が存在しなかったため、事前準備として、該当施設の管理部門から什器配置図面を入手し、図面に記されている島やエリアを部屋と見立てて部屋一覧を整備し、かつ部屋コード+什器カテゴリ接頭辞+連番を設備コードとして付番する形で什器（設備）一覧を整備し、それぞれシステムへ台帳登録した。

物体検出 AI の什器検出性能の実証に向けて、まず検出対象設備として外見で識別可能かつ管理が求められる想定 130 台を選定し、整備済みの設備台帳から抽出したものを管理対象一覧として共同事業者へ事前提供した。この一覧をベースに現地での 3D スキャンを実施し、再学習前に従来 AI での什器検出性能を実証した。

次に、椅子や机の種類を細分化する形で新規カテゴリ分の学習データを補強することで再学習によるチューニングを施した改良モデルの AI を用意し、この AI の検出性能を評価する計画とした。評価にあたっては、検出すべき対象が検出できたかの観点を重視すべく、再現率や適合率（個々の画像ごとの未検出や誤検出の割合）ではなく、対象となる物体ごとの検出率（複数視点の画像の何れかから対象物が検出できた割合。すなわち、複数のポイントから撮影した画像において、対象の物体が何枚の画像で正しく検出できたかの割合）を用いることとした。

5.2 オフィス什器検出性能の目標設定

本実証は、物体検出 AI を活用したオフィス移転コンサルにおける現地調査の効率化を目的として行った。この業務においては、現場の机・椅子・収納棚などの「実在する資産の取りこぼし（見逃し）」が最も大きな業務リスクとなるため、Recall の高さが最も重要となる。同時に、不要な物品の誤検出が増えると移転設計やレイアウト提案の精度が下がり、手戻りが発生するため、Precision も高水準を維持する必要がある。

そのため、商用化に向けた目標値としては Recall : 95%、Precision : 90% が相場であることから換算し、本実証での検出率として 98% を設定した。これを踏まえて、初期の実証フェーズとしては、検出率 90% 以上に改善すること（学習前の状態では 60% 程度との試算）を目標とし、物理資産の正確な把握による設計の最適化および現地調査時間の削減を目指すこととした。

5.3 従来 AI によるオフィス什器検出性能の検証結果

椅子や机などのオフィス什器 130 台を対象とした従来 AI（再学習前の物体検出 AI）の什器検出性能の検証結果を表 3 に示す。目標 60% に対し 82% の検出率となり、目標を大きく上回った。

オフィス移転業務などで活用するには、椅子や机の種類（メーカー/型番ごとの色合いや形状、部位ごとの素材の違いなど）を細分化する形での検出が求められる場合もあり、あくまで

ユースケース次第である。とはいえ、未検出分の補完を支援する機能があれば再学習無し、かつ低コストで利用できるため、椅子や机の種類等は考慮不要かつ安価に抑えたい場合は、今回の結果を目安として実用化できる見込みが立った。

表3 従来 AI によるオフィス検出性能の検証結果

什器 130 台での 検出率	再現率 (Recall：未検出の 少なさ)	適合率 (Precision：誤検出の 少なさ)	検出率 (複数視点の画像の何れかか ら対象物が検出できた割合)
検証目標	—	—	60%
検証結果	71%	74%	82%

5.4 改良モデルの AI によるオフィス什器検出性能の検証結果

同じく、オフィス什器 130 台を対象とした改良モデルの AI (再学習後の物体検出 AI) の什器検出性能の検証結果を表 4 に示す。椅子種類等の特定可否を含め、目標 90% に対し検出率は 100% の結果となり、目標を上回った。ただし、今回の検証においては、椅子は 7 種、机は 2 種に分けて深層学習を施した結果、約 2 週間のリードタイムを要した。実用化に向けては、この所要期間やコストを許容できるか否かが課題になる。

表4 改良モデルの AI によるオフィス検出性能の検証結果

什器 130 台での 検出率	再現率 (Recall：未検出の 少なさ)	適合率 (Precision：誤検出の 少なさ)	検出率 (複数視点の画像の何れかか ら対象物が検出できた割合)
商用化目標	(95%)	(90%)	95%
検証目標	—	—	90%
検証結果	(78%)	(85%)	100%

6. 実証実験結果のまとめ

4 章と 5 章で、デジタルツインを活用した建物管理の実用化を目指すにあたり求められる基盤技術と、その技術を用いた①台帳連動型デジタルツイン自体の構築省力化、②実用化に向けた価値検証の二つをテーマとして、実証実験を行った結果を述べた。

テーマ①デジタルツイン構築省力化にあたっては、「物体自動検出性能向上」と「台帳紐づけ支援機能活用による省力化」の二つの観点で実証した。一つ目の「物体自動検出性能向上」については、前回 (2023 年度) は研修施設での実証だったため学習ラベル数が不十分だったことや、学習済のオフィスビル向け設備とは異なるカテゴリの設備も多かったことなどにより、検出率は 22% という厳しい結果であった。この教訓を活かし、今回は延べ面積および検出設備数ともに約 5 倍相当規模とし、複合用途の施設を実証フィールドとして選定することで十分な学習ラベル数を確保した。加えて、オフィスビルや研修施設で学習済みのカテゴリに属する設備に加え、データセンター向け設備をカテゴリに追加する形で実証した。適切な実証フィールドの選定に加え、アルゴリズム「YOLOv7」の効果により、検出率は 70% 超にまで改善することができた。目標としていた 85% 以上には届かず、また学習コストに見合った効

果を得るまでには至らなかったが、さらなるアルゴリズム改善やユーザー側での補正を支援する機能を開発し提供することで、実用化レベルに到達しようとの感触を得た。二つ目の「台帳紐づけ支援機能活用による省力化」については、構想通りの機能は開発できたものの、深層学習向け手動対応が多く意味のある工数積算比較が困難であったことから、省力化の可能性は測定困難との結果となった。

また、テーマ②実用化に向けた価値検証については、事前実証としてオフィス什器自動検出の性能を検証した。オフィス什器自動検出は、共同事業者オフィスでの実証で学習済みであったことから、椅子種類特定なしの条件ではあるものの、再学習なしでも82%を検出でき、椅子種類をカテゴリ分けして再学習した結果としては100%検出という申し分ない結果が出た。今後は、明文化済みの3D スキャン（空間撮影）時の注意点を事前に提示することで、ユーザー自身が撮影する場合でも検出性能等を満たせるかを検証し、総務業務やオフィス移転支援業務等での活用を視野に入れて価値検証を進めていく。

7. 今後の取り組み

本章では、今回の実証実験に関する今後の活動および中長期的な視点でのオープンイノベーションへの展開に向けた取り組みについて述べる。

7.1 実証実験に関する今後の取り組み

本節では、「物体自動検出性能向上」と「台帳紐づけ支援機能活用による省力化」のそれぞれについて、今後の取り組みを述べる。

まず、「物体自動検出性能向上」に関しては、三つの取り組みを計画している。1点目は検出可能設備カテゴリを現状の174から増強する予定である。2点目は顧客向け再学習に要するラベル数として100～600個を収集することを前提条件とし、顧客施設の特性に合わせたチューニングを行うことで精度を確保することを予定している。3点目はアルゴリズムの改善と見直しである。生成AIの進展に伴い追加学習なしに物体を検出できる手法（zero-shot^{*8}）も提案されていることから、現手法にとらわれず最新技術のキャッチアップを並行して進めていく。

次に、「台帳紐づけ支援機能活用による省力化」に関しては、台帳システム側ではなく、「RICOH Digital Twin Workplace」側で物体検出AIの検出結果を3D Viewer上へ反映し、検出ミス（誤検出や未検出）をユーザー自身が確認し補正しやすくするタグ付け支援機能の実装を共同事業者主体で進めている。1章でも述べた通り、3Dは分かりやすく操作しやすい一方で、管理対象である設備の特定・タグ付けやメンテナンス履歴の記録などをユーザー自身が都度行わなければならない。これが建物管理業務での活用を促進する上でのボトルネックとなっている。

タグ付け支援機能の処理フローを図3に示す。現在開発中のタグ付け支援機能の提供により、管理対象である設備の特定およびタグ付け作業の省力化が実現でき、さらに開発済みの台帳紐づけ支援機能と組み合わせることで台帳システムと相互に連携させることで、台帳システム側機能で蓄積したメンテナンス履歴の3D viewerでの参照や利活用につなげられる。なお、物体検出AIの利用にあたっては再学習・チューニングのコストが掛かるため、まずは任意選択のオプション機能とする想定であるが、このAIでタグ付け候補を自動反映することで、ユーザーでのタグ付け作業が大幅に省力化できる可能性がある。利用しない場合のコスト（ユーザー工数

を費用換算)よりも, AIを利用する場合のコスト(費用)の方がコスト削減につながることを立証していく予定である。

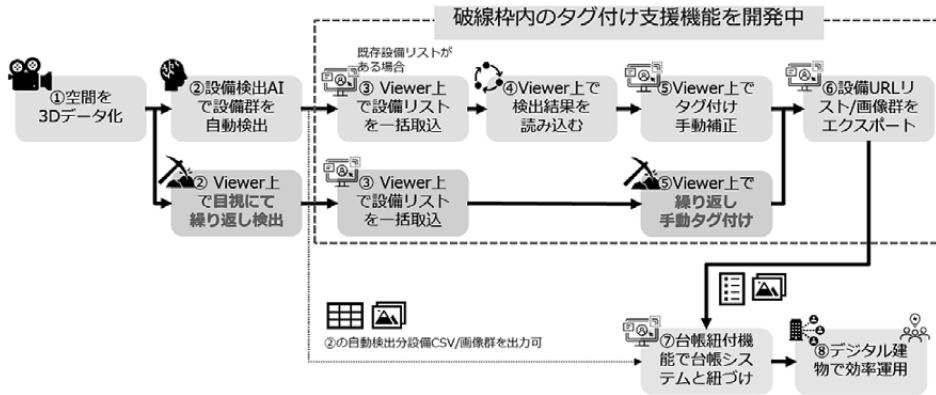


図3 タグ付け支援機能の処理フローイメージ

7.2 オープンイノベーションへの展開

今後は、「物体自動検出性能向上」と「台帳紐づけ支援機能活用による省力化」の取り組みを活かし、建物管理やオフィス移転などの業務におけるデジタルツイン利活用に向けて、様々なステークホルダーとの共創や価値検証を目指すオープンイノベーションプラットフォームの実用化を進めることを予定している。

実証目的である社会課題解決に向けたテーマとして、ゼロエミッションや都市OSなどの取り組みがあることから、これらの活動は広義にはデジタルコモンズのスコープに含まれる。データやプラットフォームを共有資源として効率的に管理・活用することは、環境負荷の低減や都市機能の最適化といった社会的価値の創出に寄与する。今回のアプローチにより、3Dを活用した様々なステークホルダー間で共同利用できるデジタルファシリティ管理プラットフォームが整備できれば、ビルOSや都市OSとの相互運用性が高まり、より包括的かつ持続可能な都市管理の実現に寄与できる。

8. おわりに

本稿を執筆するにあたりアドバイスを下さった方々、実証実験に協力いただいた本プロジェクトの共同事業者様をはじめとしたプロジェクトメンバーの方々に感謝の意を表す。

- * 1 既存の建物の内部構造を3Dデータで再現したバーチャル空間を手軽に作り、管理業務に活用できるようにするサービス
- * 2 企業の不動産ポートフォリオ、オフィススペース、インフラ施設の管理など、ワークプレイスの最適化を支援するソフトウェア・プラットフォーム
- * 3 あらゆる空間を3Dでスキャンし、バーチャルツアーを作成するためのデジタルツインプラットフォーム
- * 4 リコーが提供する360度画像・動画を中心とした業界横断型プラットフォーム
- * 5 建設現場の状況を360度カメラで記録・管理する画像管理ツール
- * 6 360度カメラにつないでリアルタイムに現場の状況を共有できるソリューション
- * 7 物体検出のAIモデルで用いられる、予め設定された矩形領域のこと。これに基づいて物体の位置を予測し、サイズや形状を調整する

- * 8 AIモデルが特定のタスクに対応するために、特別な追加学習（ファインチューニングなど）をせずに、既存の知識やプロンプトだけでタスクを解決する能力

- 参考文献**
- [1] 山口修平/八千代ソリューションズ, MONOist, 「設備保全 DX の“タイムリミット”が迫る 今こそ業務デジタル化推進を」, 2025年2月, <https://monoist.itmedia.co.jp/mn/articles/2502/17/news002.html>
 - [2] 「ビルメンテナンス業の人手不足に関する実態調査〈概要版〉」, ザイマックス不動産総合研究所 RESEARCH REPORT, 2024年8月, https://soken.xymax.co.jp/wp-content/uploads/2024/08/2408-labor_shortage_4_summary.pdf
 - [3] nokomoro3, 「YOLOv7 を完全に理解した (YOLOv7 の論文を読んでみた)」, 2022年7月, <https://dev.classmethod.jp/articles/yolov7-architecture-overall/>
 - [4] Chien-Yao Wang, Alexey Bochkovskiy, Hong-Yuan Mark Liao, Cornell University, "YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors", 2022年7月, <https://arxiv.org/abs/2207.02696>
 - [5] 山田竜輝, 松村遼, 北風裕教, 「YOLOv7によるキクラゲ自動収穫のための画像認識 結果の一考察」, 山口県立大学, 山口県大学共同リポジトリ, <https://ypir.lib.yamaguchi-u.ac.jp/on/586/files/167134>

※ 上記参考文献に含まれる URL のリンク先は、2025年12月9日時点での存在を確認。

執筆者紹介 石川 直之 (Naoyuki Ishikawa)

1994年日本ユニシス・ソフトウェア(株)入社。2007年日本ユニシス(株)転籍。2017年から設備保全向けシステムの保守・提案, 2019年からファシリティマネジメント向けソリューション「Archibus」の開発・提案に従事。認定ファシリティマネージャー(CFMJ)。

