

BIMとデータ分析手法を用いた設備システムのモデル生成に関する研究

RESEARCH ON DATA MODEL GENERATION OF BACS USING BIM AND DATA ANALYSIS METHOD

粕谷貴司 — * 1, 2

Takashi KASUYA — * 1, 2

キーワード：
BIM, BACS, IoT, データ分析, メタデータ

Keywords:
BIM, BACS, IoT, Data analysis, Metadata

With the spread of AI and IoT, BACS (Building Automation and Control Systems) has also become more sophisticated. Although many of these systems are cloud-based, the lack of metadata in data collected from local BACS creates problems such as inconsistency with local devices and difficulty in cross-cutting data analysis. In this paper, we propose metadata assignment and information model generation methods for cloud-based BACS using BIM and data analysis. We developed and evaluated a tool to automate the extraction of spatial structure and to infer the suitable class of a point of BACS by data analysis.

1. はじめに

IoT (Internet of Things) やAI(Artificial Intelligence)などの技術革新やクラウドの普及などの背景を受けて、建物の自動管理制御システム (BACS: Building Automation and Control System) も高度化している。ウェアラブルデバイスや無線センサなどを使うことで、一般的なBACSでは扱いが難しいヒューマンファクターや、きめ細かな環境情報が取得可能となる。これらIoTを活用して省エネと快適性の両立を実現する技術¹⁾や、AIを使って運用コスト削減、異常検知の自動化と省人化を狙う技術²⁾が普及してきた。こうしたシステムの多くはクラウドサービスとの連携を前提として設計されている³⁾が、標準のデータモデルや命名規則などが普及していないため、異なるアプリケーションでのデータ再利用が難しい⁴⁾⁵⁾。

一方、BIM(Building Information Model)が普及し、建物の設計・生産のデジタル化が加速している。2019年6月には、国土交通省によって建築BIM推進会議が設置され、BIM活用のあるべき姿に向けて目標が設定された。BIMライブラリーコンソーシアムによるBIMオブジェクト標準の制定も進んでおり、BIMモデルに入力すべき設備機器の標準的なプロパティセットの定義も進んでいるが、現状ではツール間でのデータ受け渡しのために整備されているのがほとんどで、BACSにおいては活用されていない。しかしながら、BIMに含まれる情報を活用することで、設備機器属性などのメタデータや、空間構成や関係性といったセマンティクスを含んだBACS用のデータモデル生成の自動化が可能であると考えられる。

上記の背景を受け、本研究ではクラウドを前提としたBACSにおいて、BIMとデータ分析を用いたデータモデル生成手法の提案を行う。

Building Automation and Control Networks) と呼ばれるプロトコルが用いられている。BACnetはBACSの制御、操作および監視用に設計された国際標準であり、1995年にASHRAEで発表されてから、時代に応じた多くの拡張がなされている。

BACnetは、対象データを「オブジェクト」という抽象概念で規定し、ネットワーク接続されるデバイスをオブジェクトの集合体としてモデル化しており、それぞれのオブジェクトのプロパティを読み書きし、相互に受け入れ可能なサービスを実行することによってデバイス間の通信を実現する。この際、サブシステム間の連携作業効率化のために、デバイスがどのようなオブジェクトとプロパティを有しているかを確認するために、CSVファイルフォーマット⁶⁾が規定されている。なお、BACnetオブジェクトから制御・監視されるデータは、一般的にはポイントと呼ばれる。

我々は、それらの課題分析のため、BACSと連携するクラウドシステムの構築手順をヒアリングにより整理した。図1にBPMN(Business Process Model and Notation)による構築フローを示す。

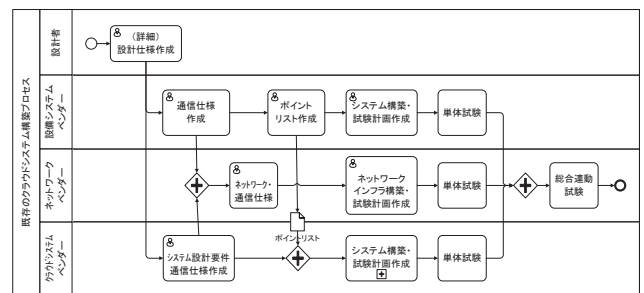


図1 BACS連携したクラウドシステムの構築フロー

2. 現状分析と提案手法

2.1 現状分析

BACSにおいて、照明設備・空調設備といったサブシステム間連携には一般的にBACnet (A Data Communication Protocol for

まずは設計仕様に基づき、各設備システムベンダーは通信仕様やポイントリストを作成する。それぞれの仕様をネットワークベンダーやクラウドシステムベンダーに引き渡し、システム構築や単体試

¹⁾ 東京大学情報理工学系研究科 大学院生 (〒113-8656 東京都文京区本郷7丁目3-1)
²⁾ ㈱竹中工務店情報エンジニアリング本部 課長

¹⁾ Graduate Student, Graduate School of Information Science and Technology, The Univ. of Tokyo
²⁾ Manager, ICT Engineering Dept., Takenaka Corporation

験の準備を行う。ネットワークベンダー、クラウドシステムベンダーの構築、単体試験が終了し準備が整った時点で総合連動試験が行われる。

クラウドシステムベンダーはポイントリストを受領し、ポイント名(オブジェクト識別子、オブジェクト名、デバイス名)をもとに、制御・監視対象の特定を行うとともに、システムで利用するポイント表示名の変更・登録を行うが、受領したポイントリストのメタデータ欠如によって、デバイスとポイントの不整合といったヒューマンエラーが起きやすいことが課題となっている。これらの課題は、BACnet のオブジェクトに対して、それが空調システムのポイントなのか、どの空間を対象としているのかといったセマンティクスの記述がないことに起因していると考えられる。Semantic Tags と呼ばれるプロパティにより、セマンティクス付与も可能だが、付与のインセンティブもなく、現段階ではほとんど普及していない。

一方、我々はBACSのポイントに対して独自にメタデータ付与を行い、制御アプリケーションのためのクラウド・プラットフォームを構築し運用している¹⁾³⁾。クラウドへのデータ発出にはMQTTを用いており、1棟当たり1000点を超えるポイントに対して手動でメタデータ(表1)を付与し、それをTopicやPayloadといったフィールドに埋め込むことでデータの判別をしている。小規模な建物であれば命名規則などを設計者がすべて管理できるが、大規模の場合、利用する語彙などは各ベンダーにゆだねることが多く、そのため施設ごとに異なる語彙が用いられる。そのためデータの集約はされているものの、計測・計量データの横断的な分析が難しくなっている。

表 1 MQTT の Topic 命名規則(付加されたメタデータ)

No	属性	Key	例
01	Where/ Who	事業者	com / org / etc.
02		敷地 site	THX / R90 / TAK-E / etc.
03		棟 building	棟名
04		階 floor	階数 / outdoor
05		エリア area	フロア分割貸事務所など
06	what	カテゴリ category	空調/照明/電力/防犯/防災/衛生
07		種別 kind	対象種別 温度/湿度/LED/
08		型 type	機器メーカー / 型式 など
09		名称 name	機器の識別名称 topic 内で一意
10		パラメータ名 key	温度 / 湿度 / 照度 など
11	R/W	読・書	R / W

2.2 提案手法

本研究では、前述の課題解決のため、BACS におけるデータモデル生成の簡易化のための手法を提案し、評価・検証する。提案手法の技術的な方針としては、BIM とデータ分析を使ってセマンティクスやクラス、タグ、メタデータ付与の自動化・半自動化を実現すること、セマンティックウェブの手法を導入することとした。

(1) BIM の活用

本稿では、BIM のデータ交換のための標準形式の1つである IFC (Industry Foundation Classes) の利用を前提とする。IFC は2013年に ISO 16739 として国際標準化されており、BIM のデータ交換用フォーマットとして活用されている。IFC は、BIM モデルから抽出し

た形状(ソリッドモデル)と形状に付帯する属性などを保持している。空間構成などのセマンティクスも保持するために、IFC から適切な情報を抽出することで、BACS のデータモデル生成の一部自動化が可能であるといえる。

BIM を活用したメタデータ生成フローを図2に示す。図1に記載あるポイントリストを受領した後のフローとなっている。リスト受領後、分析モジュールを使ってBIMから空間グラフを生成する。空間グラフとは、空間的な包含関係を有したグラフ構造のデータモデルであり、例えば「敷地→建物→フロア→部屋」といった階層的な構造を指す。IFC には、IfcSite, IfcBuilding, IfcBuildingStorey といった、上記に対応するクラスが定義されており、それらを抽出・構造化することで、空間要素の階層化が可能である。

次にBACSのポイント空間グラフにマッピングする。例えば、温度センサのポイント計測対象の部屋に紐づける。これらはポイント名に、「2FL」「会議室1」などが付いていれば自動化できる。マッピング後のデータに対して、関係性やクラスを付与するとともに、必要に応じてIFCから抽出した属性などのメタデータを付与する。

最後にシステムで利用する表示名を付加するとともに、データアクセスのためのアドレス (URI) を付与し、対象データへの参照を保持しポイントマスターとする。これによって、クラウド側のシステムでBACSのポイントを利用する準備が完成する。

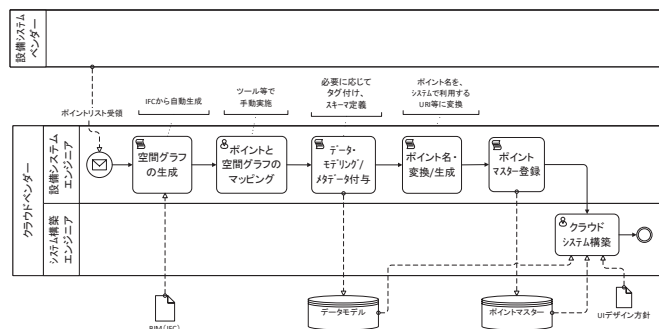


図 2 BIM を使ったメタデータ生成フロー

(2) ビルプロ (建物活動プロファイル) の活用

設備、IoT のポイントについてのメタデータを付与する研究としては海外を中心に多くの研究があるが、①ポイント名から類推するもの⁴⁾⁷⁾、②データから類推するもの⁸⁾⁹⁾、③ツールを使ってメタデータ付与をサポートするものがある⁵⁾¹⁰⁾。①は、ポイント名から正規表現等を使って類推するものであり、例えば「AHU-1-RAT」は空調機の1番の還気温度と推定する。いずれの手法も有効であるといえるが、①は日本におけるサンプルが少なく汎用化が難しいため、本研究では②を採用する。

②において、Hong らはBACSにおけるポイントデータのクラス分類を、取得した時系列データを一定のタイムウィンドウで区切った際の中央値、上下限值、分散などを特徴量として、Random Forest 等による分類を行っている⁸⁾。80%以上の高い推定精度があるが、1週間程度の短い期間のデータによる試行であり、例えば夏のデータを使って冬のデータの推定をすることは難しい。長期的なデータ使った汎用的なクラス分類を行うため、我々はビルプロ¹¹⁾を使った分類を試みる。

ビルプロは、BACS やIoT から取得される時系列のセンサデータに

対して、教師なし学習によるクラスタリングを行うことで、モードと呼ぶ離散値とダイナミクス（時系列データの生成モデル）をもつハイブリッドシステムに変換する。翌日にセンサがどのような挙動をとるか確率的に推定することが可能になり、更には複数のセンサデータを集約したモードを定義することで、建物全体の挙動の推定が可能になる。ビルプロによって得られるモードとダイナミクスは、汎用的なセンサの挙動を示しているといえるため、事前に得られた結果と、新たに得られた未知のセンサデータを比較することで、データ種別の推定が可能と考える。図3はある物件における2年間分の相対湿度のデータに対するビルプロの適用結果である。5個のモードが検出されており、それぞれのモードのダイナミクスが確認できる。これらの意味するところは、年間を通じて5種類の時系列パターンに分類できるということであり、これらに対して距離・類似度を定義することによって、未知の時系列データの推定を行う。

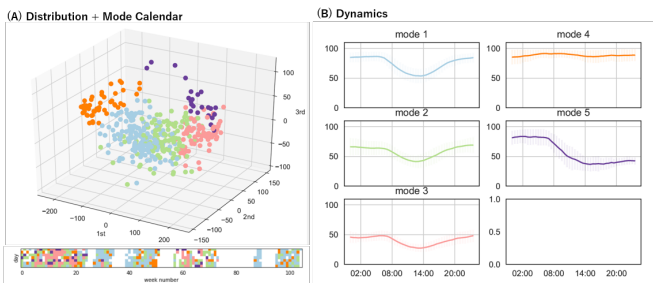


図3 ビルプロによる分析例

(3) セマンティックウェブの導入

ASHRAE の AP-WG では、Building Automation Systems Information Model (BAS-IM) の標準化活動を行っている^{注1)}。目的はセマンティックな相互運用性を担保するための、データモデルの策定であり、RDF(Resource Description Framework)によりデータの関係性記述を行い、それらを蓄積した知識ベースによるアプリケーション構築を提案している。記述のためのオントロジーとして、設備ドメインにおいて中心的に利用されているのが Brick¹²⁾である。Brickでは、中心的な Point, Location, Equipment の3つのクラスを用いて設備システムのモデリングが可能である。それらの語彙に加えて Building, Floor, Room といった空間的な語彙も存在するが、本研究では BOT (Building Topology Ontology)^{注2)}を用いる方針とする。BOTはW3Cのコミュニティで検討されており、最小限の語彙でありながら Brick を含めた多様なオントロジーとの共存を意識して設計されている。BOTによる空間構成の記述例を図4に示す。空間の記述粒度としては、先に述べた IFC のクラス構造とほぼ等しい。

Brickは設備システムを精度よくモデリングすることができるが、現状のユースケースではそれらの情報が使われることは少ない。例えば、空調機と吹出口の関係性を feedsAir という語彙で記述することができるが、例えば AI による建物制御の一例では、入力（計量・計測値など）と出力（制御指令）の関係しか見ない。そのため空間グラフの生成については、IFC から抽出した階層構造をもとに BOT を用いて行うこととし、設備システムの関係性記述については将来的な課題とした。ただし、BACS のポイントがどのようなスキーマやプロファイルを持つか定義するために、Brick のクラスやタグを用

いる方針とした。

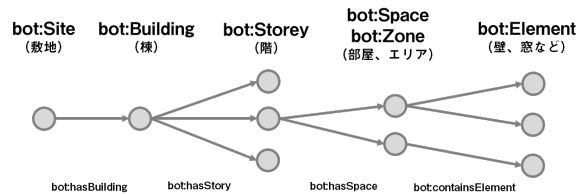


図4 BOTによる空間記述例

正式リリースはされていないが同様の空間グラフを用いたサービスとして、Azure Digital Twins (ADT)^{注3)}がある。ADTはスマートビルプロジェクトでの対応経験から抽出されたデザインパターンを抽出してサービス化したものである。ADTでは空間グラフと、そこに付帯するデバイスとその状態、ロジックを結びつけるもので、対応する形状の管理は行わない。現状では、空間グラフやデバイスのクラス定義等は、ユーザが RDF (JSON-LD) により記述する仕様になっており、語彙の定義や自動化の仕組みなどは提供されていない。

設備ドメイン以外で利用可能なオントロジーとしては、スマートシティの概念モデルとして BSI が公開している PAS182 (Smart city concept model)がある。多様なリソース間の関係性をイベントやエージェントという概念を用いてモデリングすることができるが、BACSにおける制御モデルからすると汎用的すぎるといえるため現状では考慮しない。

3. 提案手法の適用と評価

前節で述べた方針に従って、BIMによるデータモデル生成・メタデータ付与のためのシステムを開発し評価する。図5にBACSやBIMからのデータ抽出とモデル生成のパイプラインを示す。本システムはインターネットに親和性の高い技術を多く用いており、BACSやIoTのデータに加え、BIMから抽出した形状データも活用可能なデジタルツインのためのシステム・アーキテクチャとなっている。

3.1 BIMからのデータ抽出

図5におけるBIMから始まるデータ変換・抽出について述べる。BIM・IFCから必要な属性を抽出するとともに、形状データも抽出し、それらを DocumentDB (MongoDB など) やウェブサーバに格納することで、インターネットから参照しやすくしている。なお、RDFからの情報抽出については、一般的には SPARQL Endpoint が使われるが、現状想定しているユースケースにおいては複雑なクエリを使うことがないために、JSON-LDとも親和性の良い DocumentDB を用いる。

まず、BIM ツールから変換した IFC を、開発した Parser モジュールを使って属性と形状に分離する。IFC から BOT を用いた RDF を出力ツールとして IFCToLBD^{注4)}があるが、形状抽出ができないため、IfcOpenShell^{注5)}を用いて開発した。IfcOpenShell はオープンソースの IFC 操作のライブラリであり、3DCAD 用のライブラリである OpenCASCADE を内包しているため、IFC に表現されたソリッドモデルを扱うことができる。BACS においては、壁や機器といった要素の形状よりも、それらを包含する空間を対象とすることがほとんどであるため、本ツールでは IFC に表現された空間形状のみを生成・抽出することとした。具体的には以下のような処理を実行する。

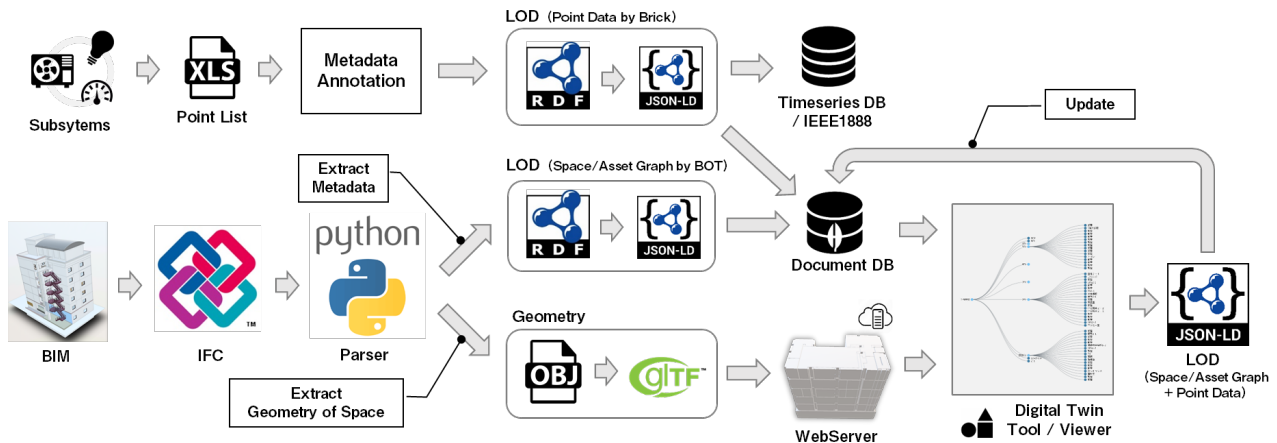


図 5 データ抽出、メタデータ生成のパイプライン

- ① IfcSite/IfcBuilding を特定し、対応する BOT のクラス (Site/Building) に当てはめるとともに属性を抽出し、RDF リソースを生成
- ② IfcBuilding に含まれる IfcBuildingStorey を抽出し、①と同様にクラス (Storey) を当てはめ RDF リソースを生成
- ③ IfcStorey が内包する IfcSpace を抽出し、①と同様にクラス (Space) 当てはめ RDF リソースを生成
- ④ IfcSpace に IfcExtrudedAreaSolid や IfcFacetedBrep といったソリッドモデルの定義がある場合、3次元メッシュの一般的なファイル形式である OBJ や、ウェブへの親和性向上を意図して GLTF に変換
- ⑤ IfcSpace が IfcBuildingElementProxy などの要素を持つ場合、包含する要素として RDF リソースを生成

出力後のデータ例を表 2 に示す。@id が空間を表すユニークな ID であり、@type が該当するクラスを表している。GlobalID 以下は IFC から抽出した属性情報であり、例えば LongName に「トイレ」という名前が抽出されている。また、containsElement という BOT の関係性語彙に、空間内に配置された要素 (便器など) も抽出されている。図 6 は出力データの可視化例である。ここで確認できる木構造の空間グラフのそれぞれのノードに対して、BACS のポイントのマッピングを行う。現状では専用の CSV フォーマットを用いてデータモデルの生成を行っているが、将来的には BuildingDepot¹⁰⁾ のようなウェブ UI の開発も検討している。

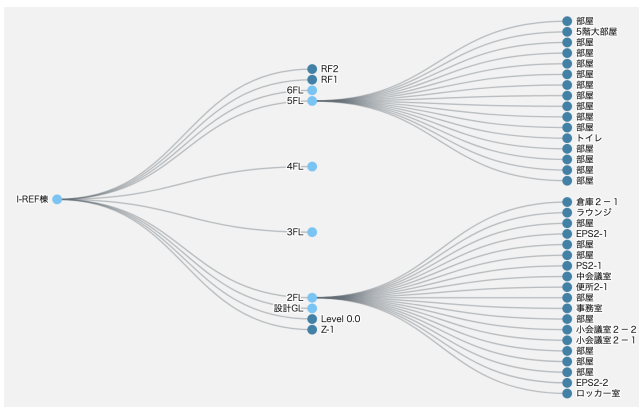


図 6 IFC から出力した RDF のデータ構造

表 2 IFC から出力した RDF (抜粋)

```
{
  "@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/51_2858",
  "@type": "https://w3id.org/bot#Space",
  "GlobalId": "3q4P0iC9P33P2WOFzvBOXb",
  "InteriorOrExteriorSpace": "INTERNAL",
  "LongName": "トイレ",
  "Name": "51",
  "containsElement": [
    {"@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/小便器_壁掛け_185515"},
    {"@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/カウンタートップ_135950"},
    {"@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/洋式便器_6_135895"},
    {"@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/洗面器_1_135851"},
    {"@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/洗濯流し_2_135873"},
    {"@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/洋式便器_6_135827"},
    {"@id": "http://hongo.wide.ad.jp/001/小便器_壁掛け_185537"}
  ],
  "id": 2858,
  "type": "IfcSpace"
}
```

形状の出力例を表 3、図 7 に示す。表 3 は OBJ 形式のファイル抜粋である。g(グループ)要素に表 2 と同じ GUID が確認できる。なお、GLTF においても IfcSpace に定義された一意な GUID を参照として保持しており、GUID をキーにして該当エリアの検索が可能であるため、例えば図 7 の空間を選択して、そこにポイントをマッピングすることも技術的には可能である。

表 3 IFC から出力した形状データ (抜粋)

```
g 3q4P0iC9P33P2WOFzvBOXb
v 10.96057102927976 -6.802963308029869 8.200000000000049
v 10.96057102927976 -6.802963308029869 11.700000000000049
v 10.96057102927976 -7.20296330802987 8.200000000000049
v 10.96057102927976 -7.20296330802987 11.700000000000049
...中略
f 1078 1062 1070
f 1074 1076 1072
f 1076 1078 1072
f 1078 1070 1072
```

3.2 ビルプロによるクラス推定

本節では、図 5 の「Metadata Annotation」に該当する未知のポイントに対するクラスの自動推定機能について述べる。

前提として、推定対象の設備ポイントのデータは、既にある程度蓄積していることとし、それらに対してビルプロで分析済みの学習データが十分にある環境を想定する。

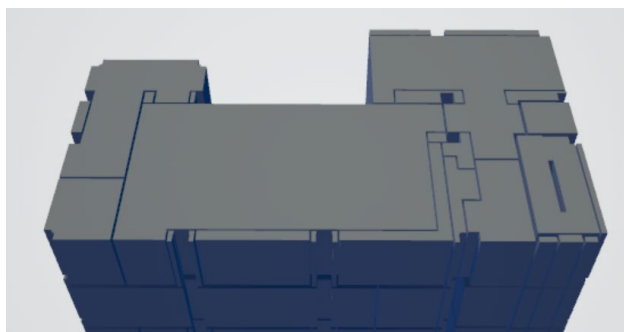


図 7 IFC から出力した空間形状

本検証では、都内近郊のオフィスビル（TAK 新砂ビル、竹中工務店東関東支店¹¹⁾）の約 10 カ月分(2019/3-2020/1)のデータセットを既知のデータとして利用し、推定対象のデータセットとしては、半年分(2019/8-2020/1)の EQ House¹³⁾のデータを利用する。分析対象のデータは 30 分毎の計測値であり、区分化された 1 日のデータとしては 48 次元の固定長となる。これらに対して欠損値補間などの前処理を行ったデータを利用する。

問題設定として、BACS の稼働後すぐにクラウドシステムで取得したデータに対して Brick クラスを当てはめることを考える。そのため、未知のデータとしては、数日分のみが利用可能であるとする。クラス推定のため、既知のデータセットに対して、例えば外気温度であれば Outside_Air_Temperature_Sensor という Brick のクラスを予め当てはめておく。2.2 節で述べたように、既知のデータセットから得られたモードのダイナミクスと、未知のデータセットの距離・類似度を定義することでクラスの推定が可能と考える。

距離の定義として DTW(Dynamic Time Warping)を採用する。DTW は 2 つの時系列の各点の距離を総当りで比較した上で、系列同士の距離が最短となるパスを見つける手法であり、周期や次元数が異なる場合でも距離定義が可能である。対象のデータは固定長であるため、一般的なユークリッド距離も有効といえるが、比較を行ったところ、それぞれに傾向の違いはあるが、DTW の方が正しく推定した確率が高かった。

表 4 に分析に用いた既知のデータセットの概要とビルプロの適用結果を示す。表 1 に示したメタデータが既に付与されているため、Key を仮想的なクラスとしてグループ化しビルプロを適用した。対応する Brick のクラスについては、語彙定義が公開されていないため、名称をもとに設定したが、ZEB を含む特殊な建物のデータセットであるためか不足する語彙も多かった。「データ数」は区分化時系列データの数であり、グループ化された数が多いほど大きくなっている。図 8 にビルプロ適用によって得られたモードのダイナミクス例を示す。Temp, Outdoor_Temp はそれぞれ 13 個、2 個のモードが検出されている。これらダイナミクスの平均値 (mean) と、未知のデータセットの時系列の距離を DTW ですべて比較し、距離が一番短いものを該当のクラスとする。

クラス推定の結果を表 5 に示す。評価に際しては未知のデータセットから 1 日ごとの区分化時系列をランダムに 100 回抽出し、距離比較を行い推定結果とした。なお、正解率は推定された結果が、対応するクラスでない場合も、カテゴリ (親クラス) が同じと判断できるものは正解としてカウントしている。理由としては、親クラス

が同一であれば、対象とするデータのスキーマやタグを共通化することができるため、例えば Outside_Air_Temperature_Sensor が

表 4 既存のデータセットとビルプロ適用結果

Key	ポイント種別	対応するBrickクラス	データ数	モード数
Air_Direction	風向	Wind_Direction_Sensor	240	25
Air_Pressure	気圧 (無線ワイヤ)	Building Air Static Pressure Sensor	671	1
Air_Pressure-E	E側屋内外差圧圧力	Air_Differential_Pressure_Sensor	158	5
Air_Pressure-W	W側屋内外差圧圧力	Air_Differential_Pressure_Sensor	137	5
Air_Velocity	風速	Wind_Speed_Sensor	108	1
Cal_Cum	1ヶ月冷温水積算熱量	-	526	21
Cal_Inst	冷温水瞬時熱量	-	1248	22
CHW_Cal_Cum	冷温水積算熱量	-	274	13
Cop	成績係数 (単体)	-	770	7
DewPoint	露点温度 (無線ワイヤ)	Dewpoint_Sensor	652	8
Downside_Temp	蓄熱槽下層温度	Temperature_Sensor	229	1
Downside_Water_Temp	熱交換機チューブ温度下部	Water_Temperature_Sensor	994	25
Downstream_Temp	集熱器下流温度	Temperature_Sensor	154	6
Humidity	湿度 (無線ワイヤ)	Relative_Humidity_Sensor	593	11
Illuminance	照度 (無線ワイヤ/人感ワイヤ)	Illuminance_Sensor	6893	24
Indoor_Enthalpy	室内エンタルピー	Air_Enthalpy_Sensor	458	1
Indoor_Humidity	室内湿度	Zone_Air_Humidity_Sensor	428	4
Indoor_Temp	室内温度	Zone_Air_Temperature_Sensor	472	1
Input_Return_Water_Temp	再生温水入口温度	Hot_Water_Supply_Temperature_Sensor	190	3
Input_Temp	集熱器往き配管温度	Temperature_Sensor	190	5
Input_Water_Temp	冷温水入口温度	Hot_Water_Supply_Temperature_Sensor	2108	10
Loudness	音 (無線ワイヤ)	-	295	22
Middleside_Water_Temp	熱交換機チューブ温度中部	Water_Temperature_Sensor	992	22
Outdoor_Enthalpy	外気温度エンタルピー	Outside_Air_Enthalpy_Sensor	225	4
Outdoor_Humidity	外気湿度	Outside_Air_Humidity_Sensor	224	5
Outdoor_Temp	外気温度	Outside_Air_Temperature_Sensor	198	2
Output_Return_Water_Temp	再生温水出口温度	Return_Water_Temperature_Sensor	197	3
Output_Temp	集熱器戻り配管温度	Temperature_Sensor	149	5
Output_Water_Temp	冷温水出口温度	Return_Water_Temperature_Sensor	2109	7
Radiate_Thermometer-E	東側窓放射温度	Radiant_Temperature	234	1
Radiate_Thermometer-W	西側窓放射温度	Radiant_Temperature	224	1
Rain_Detected	感雨ワイヤ	Rain_Duration_Sensor	212	7
RainFall	感雨量	-	218	25
Return_Water_Flow	再生温水積算流量	Water_Flow_Sensor	212	22
Solar_Radiation	日射量	Solar_Radiance_Sensor	78	25
Surface_Temp	放射パネル表面温度	Temperature_Sensor	2263	22
System_Cop	成績係数 (システム)	-	769	8
Target_Temp	蓄熱槽温度設定	Temperature_Setpoint	2667	5
Temp	温度 (無線ワイヤ/人感ワイヤ)	Air_Temperature_Sensor	51106	13
Toplight_Temp	トップライト温度	Temperature_Sensor	208	1
Upside_Temp	蓄熱槽上層温度	Temperature_Sensor	261	3
Upside_Water_Temp	熱交換機チューブ温度上部	Water_Temperature_Sensor	999	25
Upstream_Temp	集熱器上流温度	Temperature_Sensor	154	6
Water_Flow	冷温水流量	Water_Flow_Sensor	2070	22
Water_Flow_Cum	積算流量	Water_Flow_Sensor	246	5
Water_Level	排水井戸水位	Water_Level_Sensor	223	19
Water_Temp	温水送水温度/排水温度/etc..	Water_Temperature_Sensor	429	25

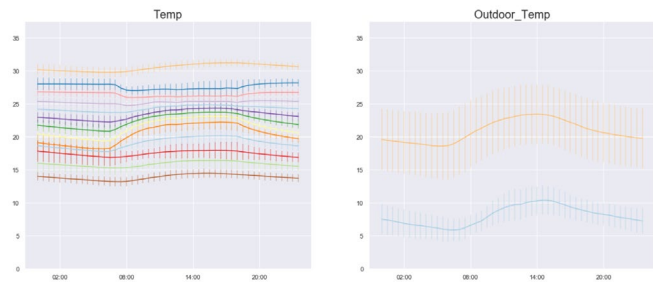


図 8 推定したモードのダイナミクス

表 5 クラス推定結果

ポイント名 (Key)	ポイント種別	対応するBrickクラス	正解率[%]	最頻値
Air_Pressure	気圧	Building Air Static Pressure Sensor	100	Building Air Static Pressure Sensor
Humidity	外部湿度	Outside_Air_Humidity_Sensor	69	Outside_Air_Humidity_Sensor
Rainfall	感雨量	Rain_Duration_Sensor	36	Cal_Inst (冷温水瞬時熱量)
Solar_Radiation	日射量	Solar_Radiance_Sensor	75	Solar_Radiance_Sensor
Temperature	外部温度	Outside_Air_Temperature_Sensor	88	Water_Temperature_Sensor
Wind_Direction	風向	Wind_Direction_Sensor	90	Wind_Direction_Sensor
Wind_Speed	風速	Wind_Speed_Sensor	33	Rain_Detected (感雨ワイヤ)

Water_Temperature_Sensor と検出されたとしても、単位や小数点以下の扱いなどはほとんど変わらないためである。ただし、最大値・最小値などは変わる可能性があるため、それらの特定が必要な場合は施設管理者が適切なサブクラスをつける必要がある。

気圧や外部温度・湿度、風向については高い正解率が確認できたものの、感雨量と風速は低い結果となった。対象のデータを分析してみたところ、感雨量は既往のデータセットに対して、1/10 程度の値が検出されており、検出する際のスケールの問題であった可能性がある。風速については、33%は正確に推定しており、場所による傾向の違いが大きな原因といえる。

4. 考察

4.1 BIM を用いたセマンティクスの付与について

3.1 節では IFC を使った空間グラフの生成について述べた。ここではそれぞれのノードに BOT のクラスを当てはめたが、IFC から抽出したメタデータをもとに、「2FL」「3FL」などのタグ情報の付与することもできる。なお、空間グラフは理解しやすいといえるが、施設管理の視点では、例えば設備種別ごとに集約したグルーピング(照明、空調など)が好ましい場合もある。それらを正確にモデリングするとセミラティス構造になるが、建物種別や管理者ごとに固有であるため、それらは都度手動でのモデリングが現実的といえる。

また、Brick で提案されているモデリングは、BIM のセマンティクスだけでは自動化すること難しいといえるが、例えばクラウドから制御コマンドが発行できる場合、反応する設備を特定することで、ある程度の自動化は可能と考えられる。これらについては、遠隔制御が必要であるため今後の課題としたい。

4.2 ビルプロによるクラス推定

本検証においては、クラス推定に関しては平均して約 70%の正解率となった。ただし、表 5 の最頻値で確認できるように意図したクラスとは別のクラスが一番多く検出されている項目もある。原因としてはスケールの違いや場所性などが考えられるが、これらはより多くのデータセットを得ることで解決される可能性がある。なお、未知のデータが十分にある場合、ビルプロを適用することで、それぞれの生成モデルが得られるため、類似度の指標に 2 つの確率分布の差異であるカルバックライブラー情報量が利用可能で、それにより分散などの統計量を考慮した比較が可能になる。検証を行ったところ、DTW による計算と比較して、計算量・計算時間については、かなり低減することができた。しかしながら、ビルプロの計算には概ね 60 日以上データがないと適切なモード数にならないため、BACS の稼働後すぐに適用するのは難しいといえる。

5. まとめ

本稿では、BACS のポイントに対して、空間との関係性などのセマンティクスを与えるために、IFC から階層構造を抽出し、セマンティックウェブの技術を用いてデータモデルを記述する手法を提案した。IFC を解析するツールを開発し、空間グラフと形状を抽出するとともに、JSON-LD で記述したデータモデルを自動生成することで、インターネットのアプリケーションとの親和性向上を狙った。

また、データ分析による BACS ポイントのクラス推定技術について提案した。ビルプロの分析結果を用いることで、未知のデータセッ

トに対して 70%程度の精度でクラス推定が可能であった。

現在、提案手法をもとにした建物制御システム構築を進めている。提案手法による空間グラフ生成を行うとともに、階層化された BACS のポイント情報を WoT (Web of Things) ^{注6)} に基づいて、インターネットから RESTful API で取得・制御することが可能なデジタルツイン・アプリケーションのためのアーキテクチャであり、BACS・BIM とインターネット技術の融合の加速することを狙っている。

謝辞

本研究は東大グリーン ICT プロジェクトの BIM 基盤 WG の研究活動の一環として実施した。調査等に多大な協力を頂いた事に深甚の謝意を表します。

注

- 1) ASHRAE AP WG: <http://www.bacnet.org/WG/AP/index.html>
- 2) Building Topology Ontology: <https://w3c-lbd-cg.github.io/bot/>
- 3) Azure Digital Twins: <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/digital-twins/>
- 4) IFCToLBD: <https://github.com/jyrkioraskari/IFCToLBD>
- 5) IfcOpenShell: <http://ifcopenshell.org/>
- 6) Web of Things: <https://www.w3.org/WoT/>

参考文献

- 1) 田中規敏, 粕谷貴司: ウェアラブルデバイスを活用した空調システム, 空気調和・衛生工学 91(8), pp. 837-842, 2017.
- 2) 倉田昌典: IoT とクラウド, AI 技術を活用した空調設備最適運用への取り組み, 建築設備 第 828 号, pp. 46-53, 2020. 1
- 3) 粕谷貴司, 他 9 名: スマートシティのための MQTT プラットフォームの検証, 情報科学技術フォーラム講演論文集 13(4), pp. 1-6, 2014. 8
- 4) Balaji, B., et al.: "Zodiac: Organizing large deployment of sensors to create reusable applications for buildings", BuildSys 2015, pp.13-22, 2015.11
- 5) Holmgaard, E., et al.: "Metafier - A tool for annotating and structuring building metadata", SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCom/IOP/SCI 2017, pp.1-8, 2017.8
- 6) 一般社団法人電気設備学会: BACnet@システム インターオペラビリティガイドライン, 一般社団法人電気設備学会, 2017. 3
- 7) Bhattacharya, A., et al.: "Automated Metadata Construction To Support Portable Building Applications", BuildSys 2015, pp.3-12, 2015.11
- 8) Hong, D., et al.: "Sensor-Type Classification in Buildings", arXiv.org, 2015
- 9) Hong, D., et al.: "The Building Adapter: Towards Quickly Applying Building Analytics at Scale Categories and Subject Descriptors", Buildsys 2015. pp.123-132, 2015.11
- 10) Weng, T., et al.: "BuildingDepot 2.0: An Integrated Management System for Building Analysis and Control," Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings, 2013.
- 11) 高井 勇志: 建物活動プロフィール: 建物内活動のモデル化と学習, 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2016 巻, 2016. 6
- 12) Balaji, B., et al.: "Brick: Metadata Schema for Portable Smart Building Applications", Applied Energy vol.226, pp1273-1292. 2018.9
- 13) 粕谷貴司: 最新の IoT/AI を活用したスマートビルの実施例 EQ House における AI による無人制御への挑戦, 建築設備 第 827 号, pp. 24-30, 2019. 12

[2020 年 2 月 4 日原稿受理 2020 年 5 月 8 日採用決定]