

2018-2019年度
大成学術財団 助成研究

遠隔エネルギーマネジメントのための 用途別エネルギー消費パターン認識法の研究

2020.10.26

田中英紀(名古屋大学)

研究の背景

2030年、2050年に向けた目標（'13年比）

温室効果ガスの排出量

2030年時点 **26%**減, 2050年時点 **80%**減

業務用他 2030年時点 **40%**減 「地球温暖化対策計画 2016.5」

エネルギー起源二酸化炭素に関する対策・施策（業務用他）

- 建築物の省エネ化
- 高効率な省エネルギー機器の開発・普及
- **徹底的なエネルギー管理の実施**（BEMSの活用、省エネ診断等）
- エネルギーの面的利用の拡大
- ヒートアイランド対策による熱環境改善を通じた都市の低炭素化 etc

1

研究の目的

- ZEB（ネット・ゼロ・エネルギー・ビル）の普及拡大が加速
- 成果の確認・目標達成のための **エネルギー管理** の重要性up

遠隔エネルギーマネジメント（EM）

- 対象建物 増加 → エキスパート不足 → EM業務の **遠隔・外注化**
- 適切かつ高度なEMサービスを多くの建物に提供するための **AI活用**

本研究では

- **エネルギー消費** と **在室者** データに注目し、**AI分析** から **遠隔エネルギーマネジメント** を行う手法を検討



2

検討テーマ① 概要

用途別エネルギー消費予測法と重要説明因子の特定

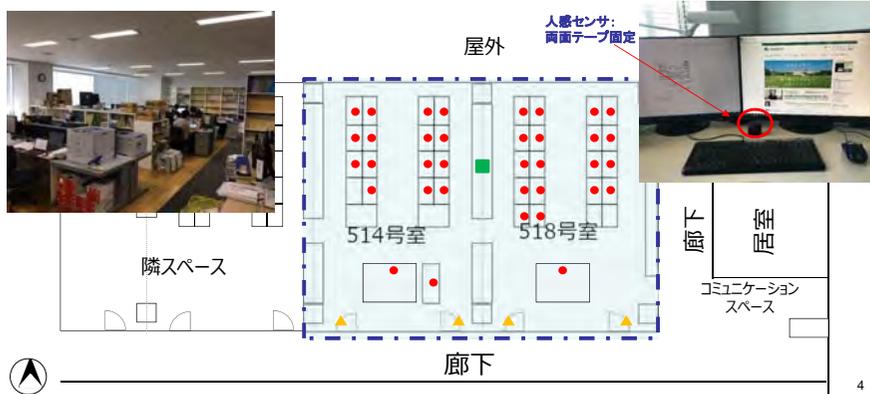
目的：建物エネルギー消費予測を行うに **重要な説明変数**
モニタリングすべきデータ、有用な **予測手法** を特定

- 大学研究棟の用途別エネルギー消費量と室利用データを収集
- 取得データをもとに線形・非線形（決定木など）回帰分析によりエネルギー消費予測モデルを作成
- 予測モデルの出力結果を比較・検討するためのツール開発
 - ① 予測のためのデータ処理方法
 - ② 高精度な予測モデルの選定
 - ③ 重要説明変数の特定（用途別エネルギー消費と在室者や室内外環境データとの因果関係分析）

3

計測器の設置状況

- 大部屋大学院生室のうち 2ゾーン：各36㎡（計72㎡）
- 電力消費量（空調、照明、コンセント）
- 在室者数、ドア開閉、室内温湿度、室内照度、CO₂濃度、
- IoT人感センサ（37ヶ所） ▲ ドア開閉マグネットセンサ
- 温湿度・CO₂・照度計 □ 対象執務空間



4

計測期間・項目

計測期間：2018.7～2020.2

	計測項目	計測単位、計測間隔
電力消費量	コンセント	10W, 1分
	照明	10W, 1分
	室外機	10W, 1分
室利用状況データ	在席	在(1)/不在(0)の瞬時値データ
	ドア開閉	開/閉の瞬時値データ
室内物理環境データ	温度	0.1℃, 1分
	湿度	1%, 1分
	CO ₂ 濃度	1ppm, 1分
	照度	0.1lx, 1分
屋外気象データ	外気温	0.1℃, 1時間
	外気相対湿度	1%, 1時間
	全天日射量	0.01MJ/m ² , 1時間

5

学習及び評価に用いた説明変数の一覧

データ前処理：1時間データ作成（正規化・平均・最大・最小）

番号	項目	番号	項目	番号	項目	番号	項目
1	月	9	在室人数 平均514号室	18	平均室温	27	外気温
2	日	10	在室人数 最大514号室	19	最大室温	28	外気相対湿度
3	時	11	在室人数 最小514号室	20	最小室温	29	日射量
4	曜日	12	在室人数 平均518号室	21	平均室内 相対湿度	30	室内外温度514+518号室
5	平均 CO ₂ 濃度	13	在室人数 最大518号室	22	最大室内 相対湿度	31	在室有無 514号室
6	最大 CO ₂ 濃度	14	在室人数 最小518号室	23	最小室内 相対湿度	32	在室有無 518号室
7	最小 CO ₂ 濃度	15	在室人数 平均514+518号室	24	平均 室照度	33	在室有無 514+518号室
8	1時間内 ドア開放状況	16	在室人数 最大514+518号室	25	最大 室照度	34	国民の祝日
		17	在室人数 最小514+518号室	26	最小 室照度	35	年

が変数限定で考慮した説明変数

6

単相関分析による電力消費の説明因子特性

単相関：相関係数（夏期）

		日付					CO ₂ 濃度		ドア開放		在室人数									
		年	月	日	曜	曜日	国民の祝日	平均	最大	最小	1時間内開放状況									
											平均514	最大514	最小514	平均518	最大518	最小518	平均514+518	最大514+518	最小514+518	
2018年7月-10月	514号室 主幹	N/A	-0.05	-0.32	0.09	-0.08	0.02	0.15	0.15	0.13	0.28	0.28	0.23	0.20	0.17	0.17	0.23	0.23	0.22	
	518号室 主幹	N/A	-0.15	-0.05	0.16	-0.11	-0.03	0.06	0.08	0.05	0.18	0.46	0.48	0.37	0.53	0.51	0.43	0.52	0.57	0.44
	514+518号室 主幹	N/A	-0.14	-0.24	0.17	-0.13	0.00	0.14	0.15	0.13	0.21	0.50	0.51	0.41	0.49	0.49	0.40	0.52	0.51	0.44
	室外機MAC-5-5	N/A	-0.36	-0.07	0.17	-0.03	-0.03	0.19	0.15	0.14	-0.04	0.37	0.39	0.29	0.32	0.35	0.23	0.36	0.38	0.29
	514照明	N/A	-0.18	-0.11	0.17	-0.16	-0.02	0.18	0.18	0.17	0.20	0.58	0.55	0.50	0.48	0.45	0.42	0.55	0.57	0.50
	518照明	N/A	-0.19	-0.09	0.22	-0.12	-0.03	0.03	0.04	0.02	0.25	0.45	0.48	0.35	0.52	0.53	0.40	0.52	0.54	0.42

- 在室状況：各電力消費量に対し、他の変数と比べて相関係数 大
- 空調室外機電力：外気温に強め、日射量に弱めの相関あり
- 室温・ドア開放に相関なし
- 照明電力：室照度に弱い相関あり

	室温				室外機				気象data				追加データ			
	最大	平均	最小	標準偏差	最大	平均	最小	標準偏差	最大	平均	最小	標準偏差	最大	平均	最小	標準偏差
電力消費量 (kWh)	0.10	0.11	0.10	0.11	0.12	0.13	0.17	0.18	0.18	0.19	-0.02	0.07	-0.01	0.12	0.08	0.08
室温 (℃)	-0.04	-0.03	-0.05	-0.02	0.00	-0.04	0.36	0.34	0.36	0.21	-0.23	0.26	0.15	0.41	0.44	0.40
室外機電力 (kW)	0.04	0.05	0.03	0.06	0.08	0.08	0.36	0.34	0.36	0.28	-0.17	0.22	0.09	0.36	0.39	0.32
気象 (℃)	0.03	0.04	0.02	0.04	0.07	0.02	0.26	0.25	0.26	0.35	-0.32	0.33	0.25	0.35	0.32	0.34
追加データ	0.04	0.04	0.03	0.07	0.09	0.05	0.36	0.36	0.41	0.16	-0.15	0.13	0.04	0.38	0.33	0.33
	-0.07	-0.04	-0.08	-0.03	-0.01	-0.05	0.37	0.36	0.37	0.18	-0.16	0.18	0.16	0.45	0.49	0.44

7

用途別電力消費量の予測モデル比較

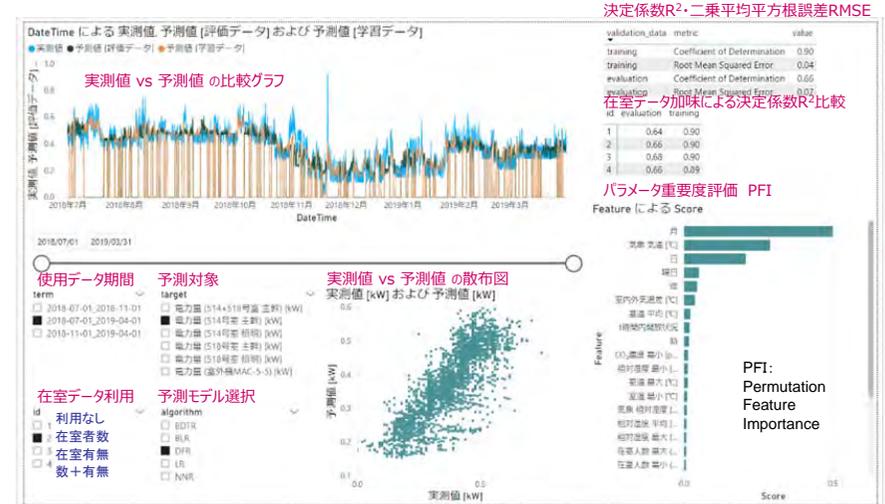
予測モデルの作成

- 「室外機」、「照明」、「コンセント」の**電力消費予測モデル** 作成
- 予測モデル**：重回帰式、ベイズ線形回帰、ランダムフォレスト、ニューラルネットワークなど
- 1日24時間データを**一単位**として、取得データの半分を**学習データ**、残り半分を**評価データ** に使用
- 学習・評価データには各曜日**を概ね50%ずつ**分配
- モデル出力**結果を比較**できるツール PowerBI※ で構築

※BI: Business Intelligence

分析結果比較ツールの開発

BIツール(Power BI)を用いた結果比較ツール



PFI = PS - PB

PB: 学習データを予測した場合の精度(本検討では決定係数)
PS: 学習データ内の1変数をランダムに置換して予測した精度

予測モデルの決定係数

多変量線形回帰(重回帰)

夏期 (7~10月)	室外機		照明514号室		照明518号室		コンセント514号室		コンセント518号室	
	学習	評価	学習	評価	学習	評価	学習	評価	学習	評価
①在室状況なし	0.36	0.35	0.26	0.21	0.32	0.18	0.18	0.16	0.26	0.17
②在室人数	0.38	0.35	0.38	0.35	0.42	0.23	0.22	0.19	0.37	0.23
③在室有無	0.37	0.36	0.29	0.24	0.38	0.23	0.18	0.16	0.30	0.21
④在室人数+有無	0.38	0.36	0.38	0.35	0.44	0.25	0.23	0.19	0.38	0.25

ランダムフォレスト

夏期 (7~10月)	室外機		照明514号室		照明518号室		コンセント514号室		コンセント518号室	
	学習	評価	学習	評価	学習	評価	学習	評価	学習	評価
①在室状況なし	0.94	0.49	0.92	0.31	0.71	0.29	0.94	0.35	0.59	0.28
②在室人数	0.88	0.54	0.67	0.33	0.72	0.31	0.90	0.32	0.84	0.30
③在室有無	0.93	0.52	0.93	0.30	0.74	0.29	0.74	0.33	0.83	0.30
④在室人数+有無	0.93	0.54	0.68	0.32	0.72	0.30	0.73	0.32	0.61	0.30

学習期間と決定係数(ランダムフォレスト)

空調室外機	term_id	夏期間		夏・中間期・冬		冬期間			
		2018-07-01	2018-11-01	2018-07-01	2019-04-01	2018-11-01	2019-04-01		
全変数対象	1: 在室データなし	0.49	0.89	0.49	0.71	0.41	0.90		
	2: 在室人数	0.53	0.73	0.53	0.88	0.40	0.66		
	3: 在室有無	0.52	0.72	0.51	0.88	0.39	0.92		
	4: 在室人数+有無	0.53	0.73	0.52	0.88	0.40	0.66		
変数を限定	1: 在室データなし	0.46	0.68	0.45	0.70	0.41	0.86		
	2: 在室人数	0.53	0.72	0.48	0.87	0.41	0.65		
	3: 在室有無	0.50	0.72	0.48	0.92	0.41	0.64		
	4: 在室人数+有無	0.53	0.72	0.48	0.92	0.40	0.67		
514号室コンセント	term_id	夏期間		夏・中間期・冬		冬期間			
		2018-07-01	2018-11-01	2018-07-01	2019-04-01	2018-11-01	2019-04-01		
	全変数対象	1: 在室データなし	0.26	0.71	0.64	0.90	0.55	0.94	
		2: 在室人数	0.29	0.93	0.66	0.90	0.55	0.93	
3: 在室有無		0.26	0.86	0.68	0.90	0.56	0.93		
4: 在室人数+有無		0.28	0.92	0.66	0.89	0.55	0.93		
変数を限定	term_id	2018-07-01		2018-11-01		2018-07-01		2019-04-01	
		evaluation	training	evaluation	training	evaluation	training	evaluation	training
	1: 在室データなし	0.06	0.23	0.52	0.85	0.24	0.77		
		0.08	0.27	0.53	0.85	0.29	0.91		
0.05		0.20	0.53	0.85	0.28	0.76			
0.06		0.21	0.53	0.85	0.30	0.76			

検討テーマ② 概要

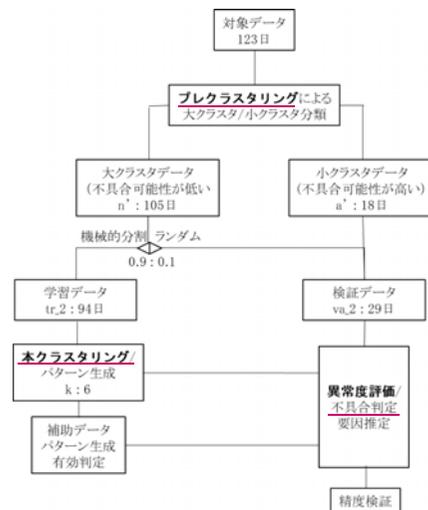
パターン分析を用いた“不具合運用”検知法の開発

目的：電力使用の**状況把握** ならびに 不具合運用の**検知**
 をする**手法開発** と **計測データの活用** を検討

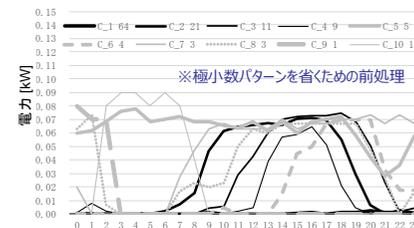
- 検討に先の用途別エネルギー消費量と室利用データを利用
- 一般に不具合検知では、学習した正常状態から外れる場合に、「不具合可能性あり」と判定
- 従来は専門家で分析・判断（事前にフォルトシミュレーションされることも）
- 遠隔エネルギーマネジメントではこの対処法も考案する必要あり
- プレクラスタリングと本クラスタリングの組み合わせによる手法提案

12

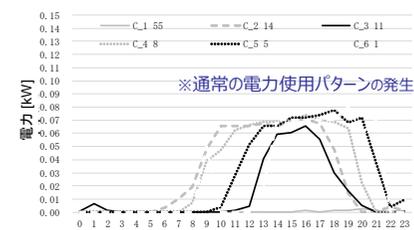
クラスタ分析(K-means++法)によるパターン分類法



パターン分類による不具合検知分析のフロー



プレクラスタリングによるパターン分類結果

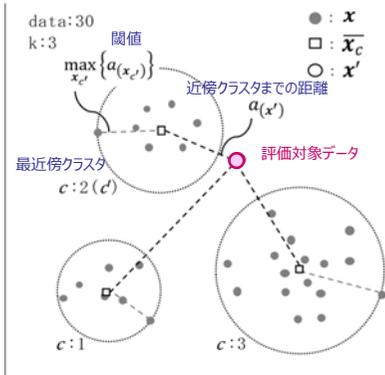


本クラスタリングによるパターン分類結果

13

不具合検知における異常度の定義

- 「**異常度**」をもとに不具合判定
- 判定「**閾値**」：評価対象データ直近クラスターの重心 とこの重心から最遠のクラスターデータの距離
- 不具合判定に補助計測データの利用の有効性も検討
 - 室内照度 (e.g. 照明電力)
 - 屋外日射量
 - 在室者数



a: 異常度, x: 学習データ, xc: クラスター重心, x': 検証データ, c: クラスター番号, c': 最近傍クラスター番号

不具合検知における異常度の定義(k=3)

$$a(x') = \min_c \left\{ \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_{ci} - x'_i)^2} \right\}$$

異常度の判定

$$a(x') > \max_{x_c} \{a(x_c)\}$$

閾値

最近傍クラスターまでの距離

14

不具合検知の結果

- 「**異常日**」を予め特定検知率を検討
- 不具合検知率 80%(12/15)
- 不具合でない日の非検知率100%
- 補助データ活用 検知率87%(13/15)
- 不具合でない日の非検知率
 - 日射量利用 90% down
 - 在室数利用 100% keep

異常度の判定結果 (514室：照明電力)

異常日	不具合分類	類似パターン	照明電力	室内照度	ドア開閉	屋外日射	在室人数	補助データなし 検知	非検知	補助データあり 検知	非検知
7/1	va,n	C-1	2.36	0.51	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
7/2	va,n	C-3	1.30	0.51	1.14	0.98	0.00	○	○	○	○
7/3	va,n	C-4	1.17	1.75	0.00	0.66	0.00	○	○	○	○
7/4	va,n	C-4	3.58	2.10	0.00	1.18	0.00	○	○	○	○
7/7	va,n	C-4	3.69	0.91	0.00	1.06	0.00	○	○	○	○
7/8	va,n	C-1	1.41	0.96	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
7/10	va,n	C-4	3.06	1.12	0.00	0.62	0.00	○	○	○	○
7/11	va,n	C-2	2.03	1.71	0.36	0.51	2.19	○	○	○	○
7/12	va,n	C-4	2.21	1.85	0.00	1.39	0.00	○	○	○	○
7/13	va,n	C-4	2.28	1.92	0.00	0.72	0.00	○	○	○	○
7/17	va,n	C-4	0.96	0.69	0.00	0.54	0.00	○	○	○	○
7/18	va,n	C-5	1.80	0.67	0.26	0.00	0.00	○	○	○	○
7/22	va,n	C-1	0.05	0.63	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
7/24	va,n	C-4	1.49	1.04	0.00	0.81	0.75	○	○	○	○
7/26	va,n	C-4	0.92	0.74	0.00	1.25	0.00	○	○	○	○
7/29	va,n	C-1	※日射量・在室データに異常	0.00	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
8/7	va,n	C-4	0.90	0.56	0.00	1.02	0.00	○	○	○	○
8/18	va,n	C-1	※日射量に異常	0.00	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
8/19	va,n	C-1	0.75	0.36	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
8/27	va,n	C-1	0.05	0.51	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
8/28	va,n	C-1	0.05	0.51	0.00	0.00	0.76	○	○	○	○
9/14	va,n	C-1	0.05	0.26	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
9/28	va,n	C-1	0.05	0.33	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
10/3	va,n	C-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○
10/24	va,n	C-1	0.05	0.51	0.00	0.00	0.00	○	○	○	○

正解数 12 10 13 9
 全数 15 10 15 10 15

15

まとめ

用途別エネルギー消費予測法と重要説明因子の特定

・モニタリングすべきデータ、有用な分析手法を特定

1. 予測手法

-多変量線形回帰やランダムフォレスト等による非線形回帰を実施
ランダムフォレストが最も用途別エネルギー消費予測の精度が高い

2. 必要データ

- 月・曜日、在室、室温・照度などの室内環境と気象データにより予測
精度が向上。特に在室データが重要性（在室有無でも良い）

3. 学習データ

- 季節毎より、年間データを用いる方が精度向上
- 但し、冷暖房エネルギー消費としては季節別に学習・予測する方が
精度向上に寄与する可能性あり

16

まとめ

パターン分析を用いた運用不具合の検知法

・電力使用の状況把握、不具合運用の検知手法、計測データの活用法

1. 定常運用パターン

- クラスタ分析による 用途別エネルギー消費量のパターン分類

2. 教師データの作成

- 通常運転の教師データ抽出作業の代替→ プレクラスタリング提案
- 通常運転パターン：プレクラスタリング後の 本クラスタリング で作成

3. 不具合検知・診断

- 本クラスタリングの各クラス重心と閾値を定め、評価対象データの
異常度が閾値を超えた場合に不具合判定 → 検知精度高い
- 特に在室者数の補助データにより検知精度の向上の可能性
- 補助データをもとに、不具合運用の“診断”ができる可能性

17

Fin

CAMPUS PLANNING & ENVIRONMENT MANAGEMENT OFFICE

NAGOYA UNIVERSITY