

Energy saving quantification/control optimization—省エネ効果・最適制御

Energy saving effect on VAV・VWV・CO2 concentration control—VAV・VWV・CO2濃度制御の省エネ効果

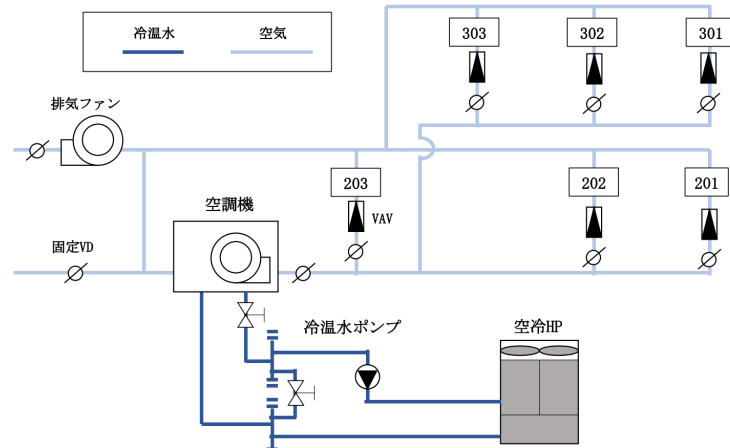


図-2 対象システム概要

- VAV/CAV制御とVWV/CWV制御の組み合わせにより各制御の省エネ性と室温制御性を評価した
- ファンやダンパなどの制御状態を可能な限り詳細に算出することで、負荷変動時の室温変化やエネルギー消費の変化を説明可能とした
- 負荷の大きい時期に合わせて調整したパラメータでは他の時期に制御性が悪化する結果が得られたことから、月ごとにパラメータを再調整することで制御性が改善される可能性が確認された

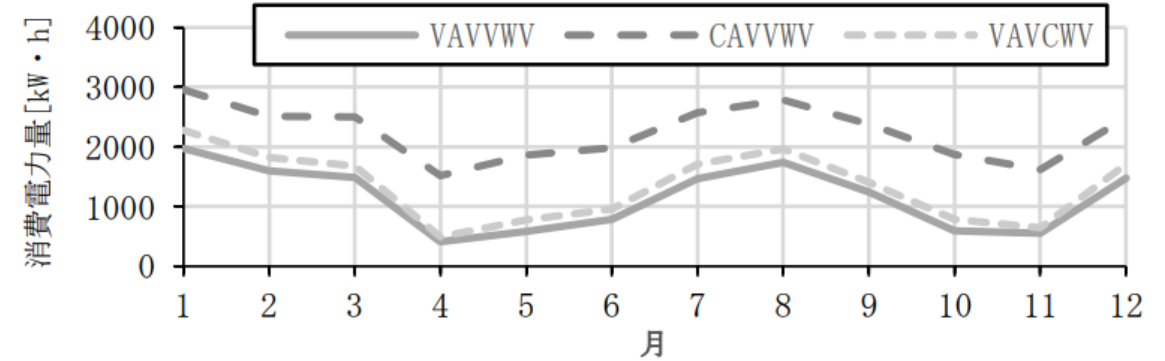


図-10 各月の総消費電力量

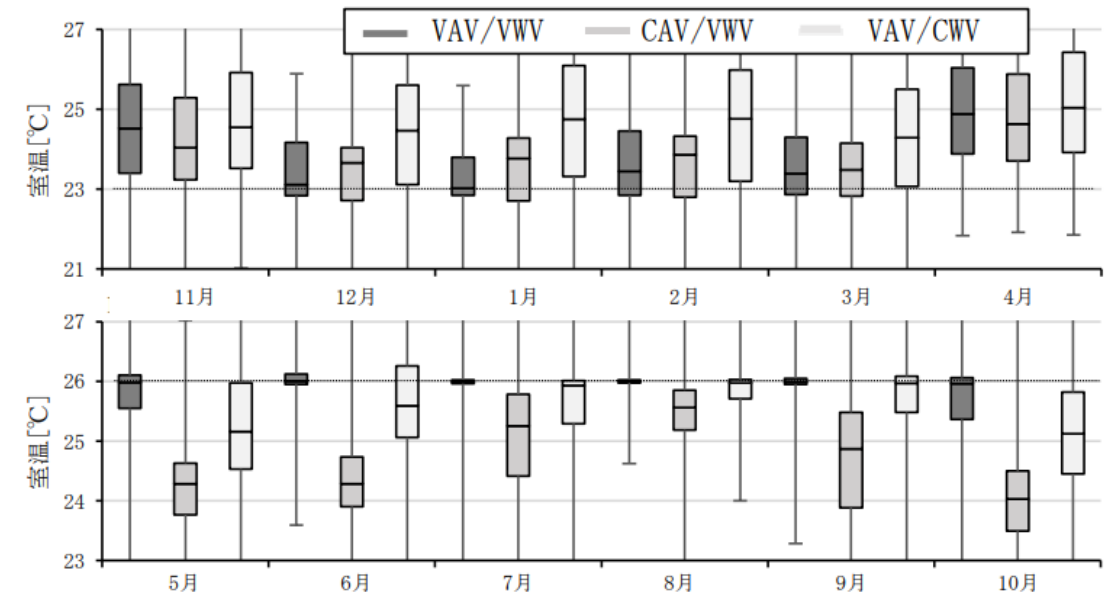
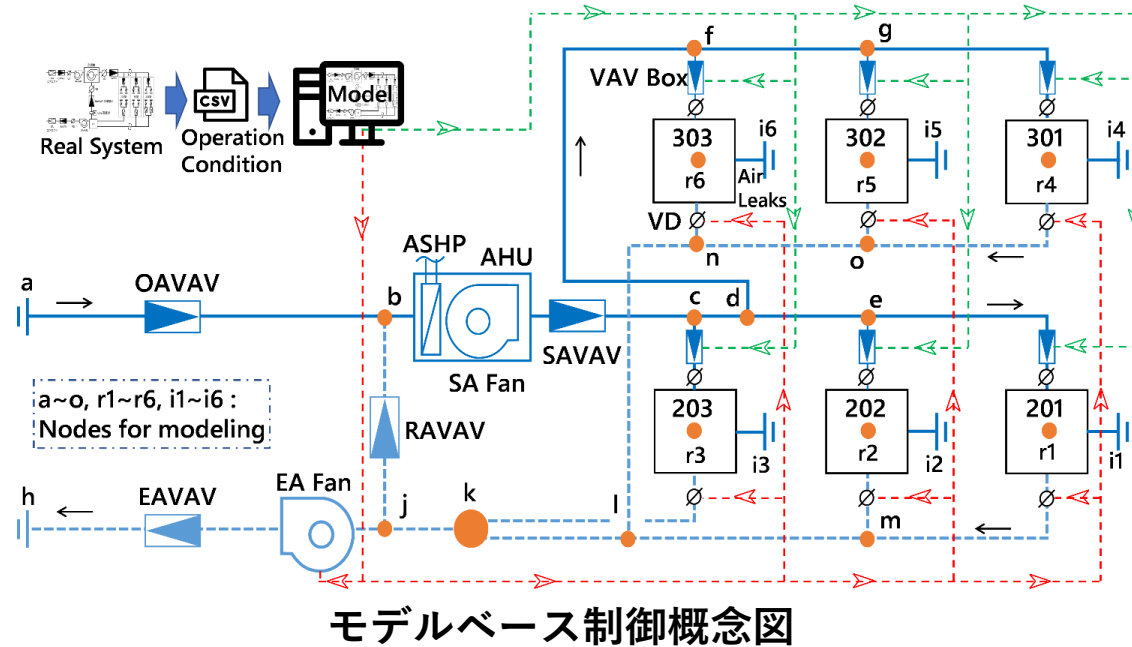


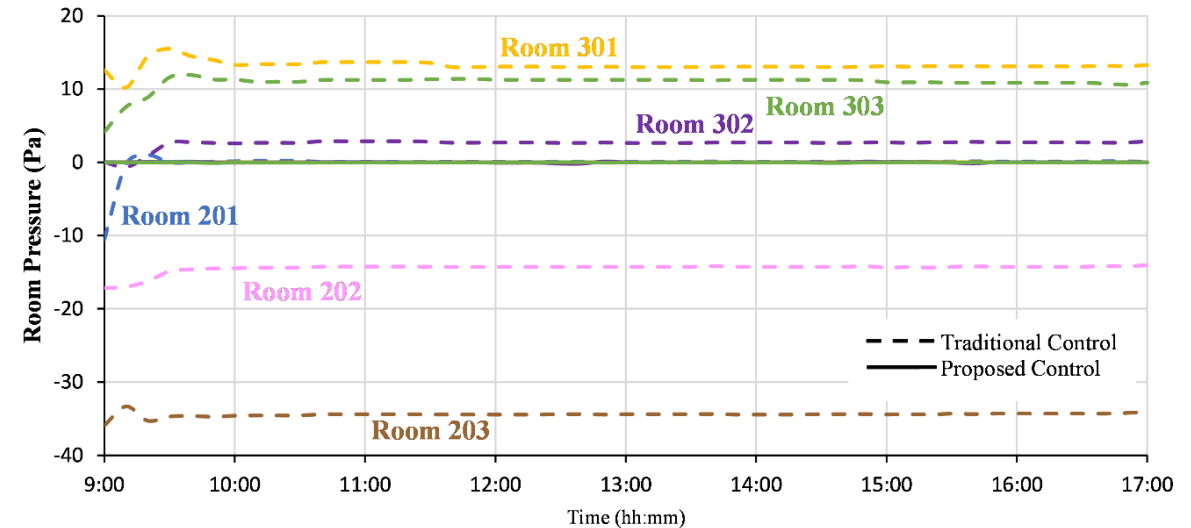
図-11 制御ごとの室温の制御性 上：暖房時 下：冷房時

Energy saving quantification/control optimization－省エネ効果・最適制御

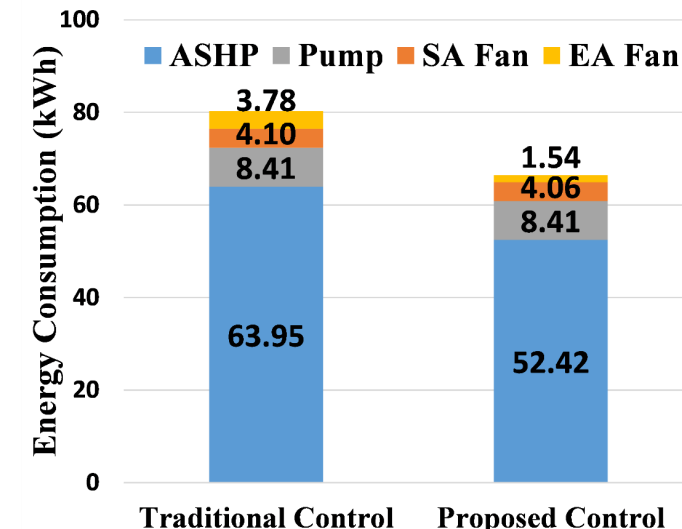
Room pressure neutraization – 室圧中立化制御



- 検証済みの6室VAVシステムモデル
 - ✓ 風量、室圧、エネルギー消費量をシミュレーション
 - ✓ 実測データと良い一致を実証
- モデルベースの静圧リセット制御戦略
 - ✓ 室圧を中和し、所望の室内空気温度を維持することが可能
 - ✓ 夏の全負荷運転条件と部分負荷運転条件の両方で評価



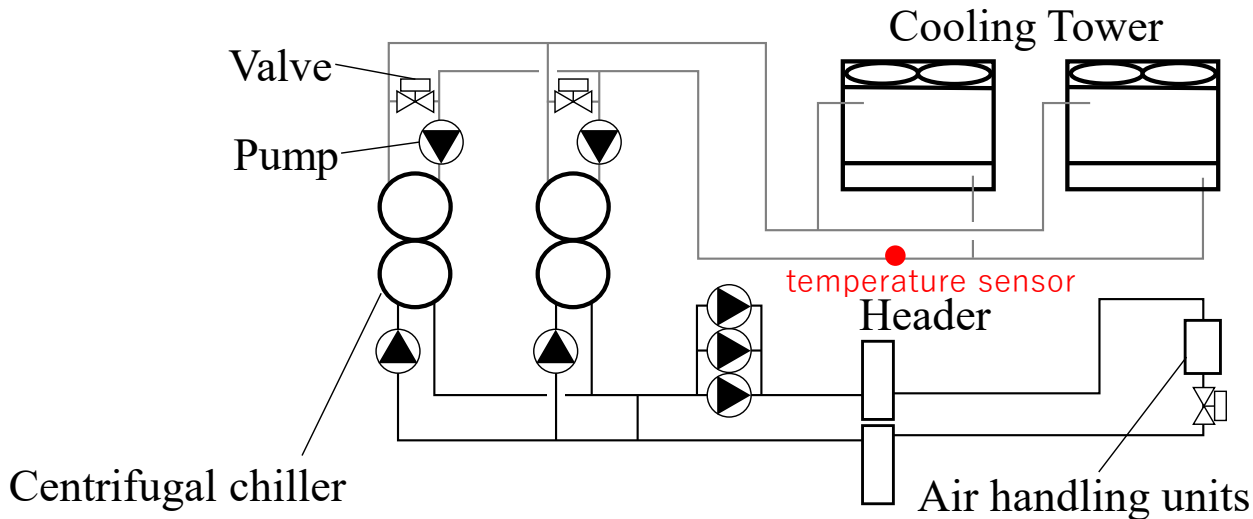
Full load operation



Partial load operation

Dataset generation – データセット作成

Example: Cooling tower condenser water outlet temperature sensor bias (+2 °C)



- Phyvacは、HVACシステムのシミュレーションを柔軟に構築するために使用でき、不具合条件を必要に応じて組み込むことができる。
- 冷却塔冷却水出口温度センサーのバイアスを熱源システムの不具合としてモデル化し、結果を分析した。
 - ✓ LBNL FDDデータセットとも比較し、妥当性を検証した。

```
# Define sensor error bias
dt_CT_tout = 2.0

# Define classes for cooling tower and cooling tower fan
# PID control
CT = pv.CoolingTower(kr=0.1, ua=143000)
PID_CT = pv.PID(kp=0.005, ti=600, kg=-1, a_max=0.498)

# Define calculation formula for cooling tower condenser
# water outlet temperature setpoint
def cal_sv_CT_tout(t_wb, sv_min=11.0):
    sv = t_wb + 4
    if sv < sv_min:
        sv = sv_min
    return sv

# Calculate at each time step
For i in range(24*60*365):
    # Calculate the setpoint
    CT_tout_sv = cal_sv_CT_tout(t_wb=t_wb)
    # Control Cooling tower fan speed based on biased
    # condenser water temperature
    CT.inv = PID_CT.control(sv=CT_tout_sv,
        mv=CT.tout_w + dt_CT_tout)
```

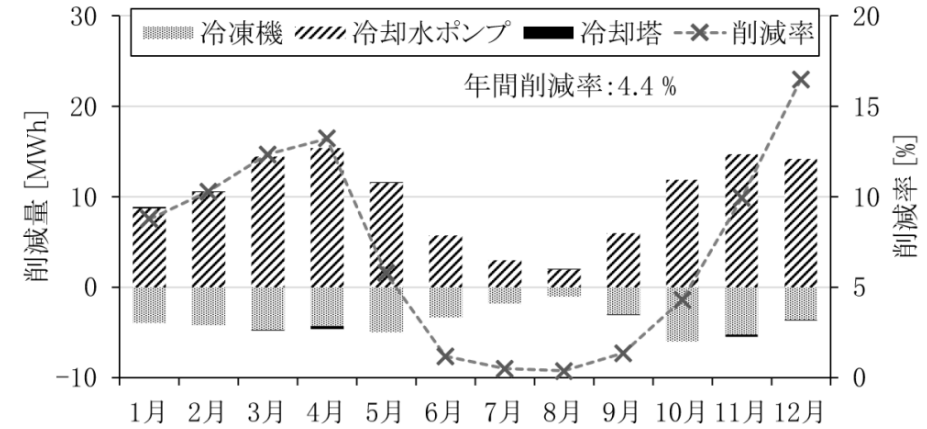
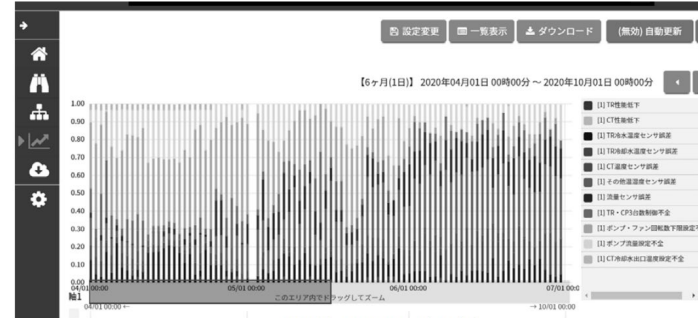
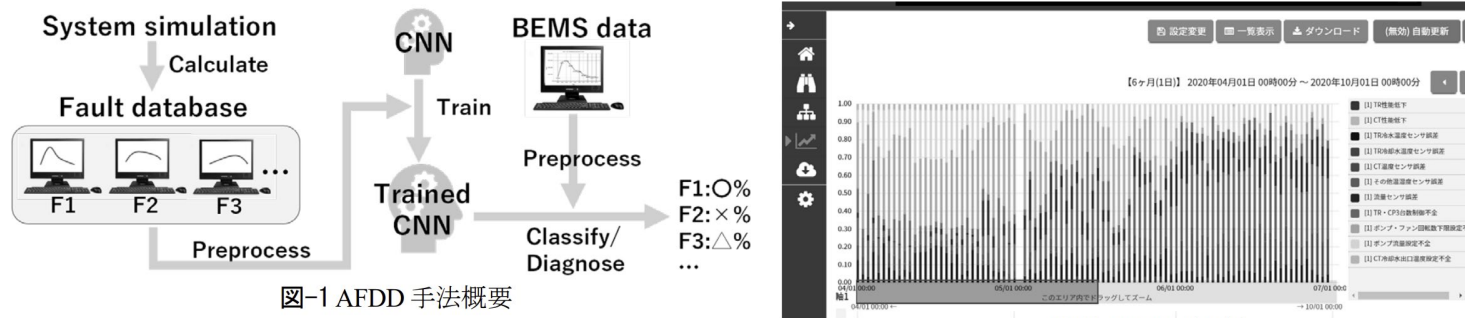
Modified code

| | Chiller | Primary pump | Condenser pump | Cooling tower | Secondary pump | Total |
|----------------------|---------|--------------|----------------|---------------|----------------|-------|
| Unfaulted | 927 | 45 | 127 | 104 | 148 | 1352 |
| Cooling tower bias+2 | 913 | 45 | 127 | 131 | 148 | 1364 |
| Impact ratio | -1.6% | 0.0% | 0.1% | 25.2% | 0.0% | 0.9% |

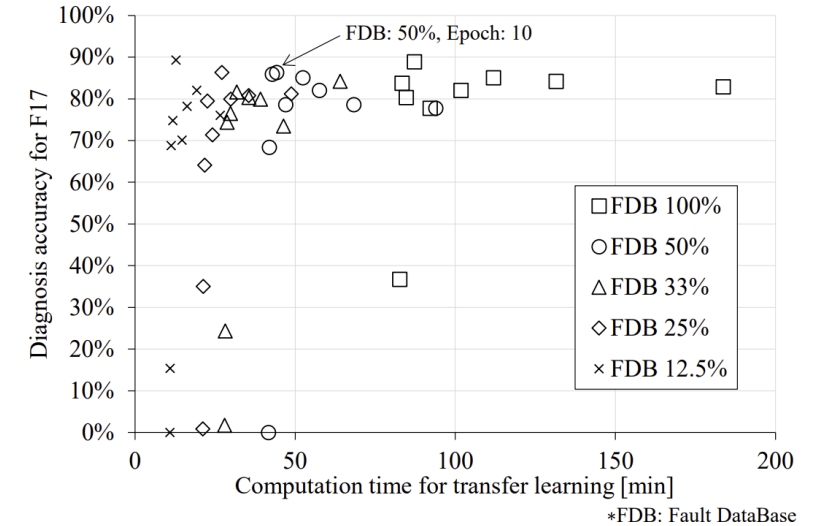
Yearly power consumption by the fault

Automated fault detection and diagnosis－不具合検知・診断

AFDD using deep learning－深層学習による自動不具合検知・診断

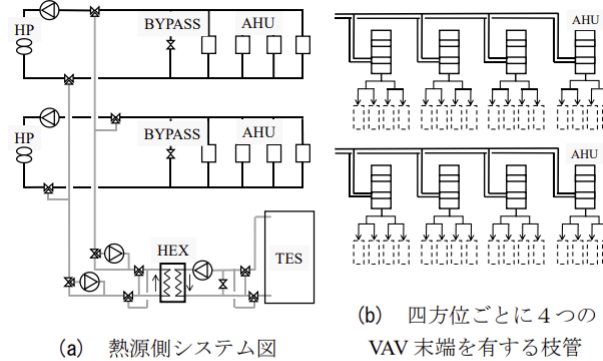
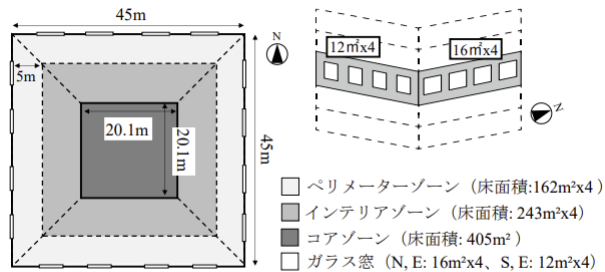


- Phyvacで作成した不具合データセットを畳み込みニューラルネットワークに与えて自動不具合検知・診断器を構築
- 学習済み診断器でBEMSデータを診断することで、季節によって（負荷条件が変化すると）、発現する不具合の特徴が変化することが可視化
- 診断結果に基づく不具合修復の効果もphyvacにより算出
 - ✓ 改善前（ベースライン）と改善後の両方を算出・比較
- 転移学習の適用により、不具合データセットの作成効率化も期待



Demand responseーデマンドレスポンス

Behavior of power demand and indoor thermal environmentー電力デマンドと室内温熱環境の挙動算出



注 (b)の上下の系統はペリメーターゾーンとインテリアゾーンに対応する。

図-2 空調システム図

- ・ 建物、水側・空気側空調システムのシミュレーションを構築
- ・ DRによる電力デマンドや室温の変化を算出・分析
 - ✓ 熱源停止や室温設定変更によるDRは制御の安定性や室温に影響を与える
 - ✓ DR終了直後の電力デマンドの反動も確認された
 - ✓ 総消費電力量は増加するため、トレードオフの関係を考慮することが肝要
 - ✓ 熱負荷によってDR効果は変化するため、負荷予測技術も重要

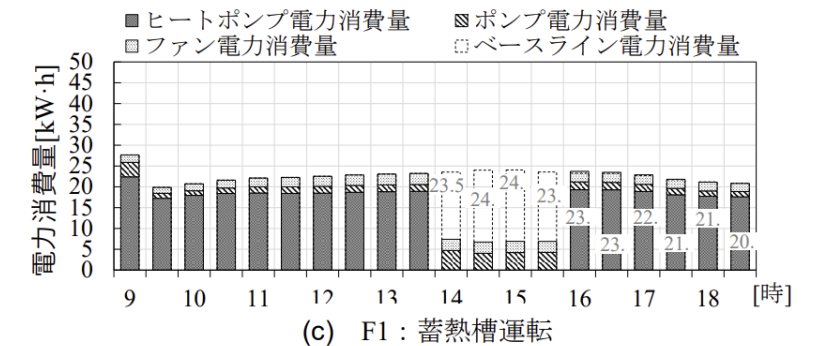
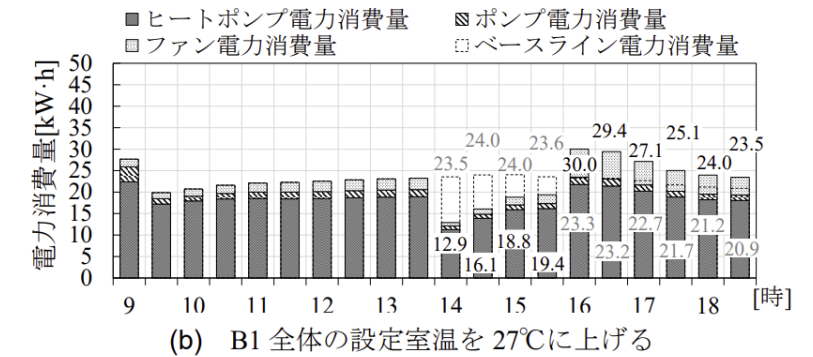
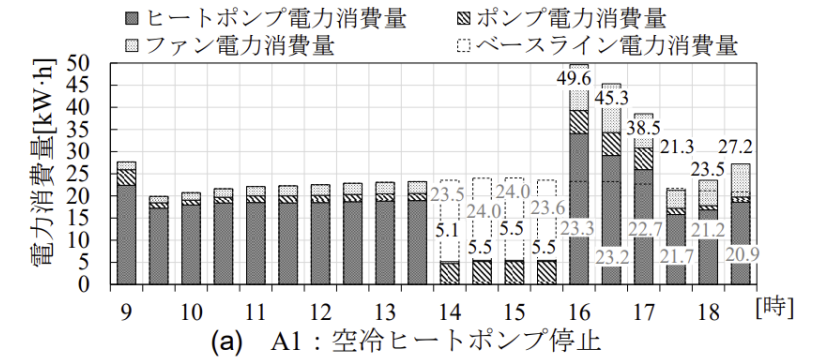


図-7 各 DR ケース電力デマンド（17日）

Demand responseーデマンドレスポンス

Low carbon emission control of chiller using model predictive controlーモデル予測制御による熱源機器の低炭素制御

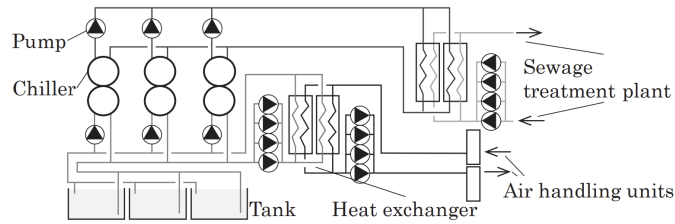


Fig.4 Target system

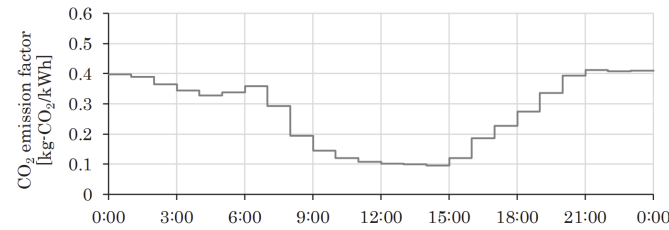


Fig.2 Minimum CO₂ emission factor (May 14th)

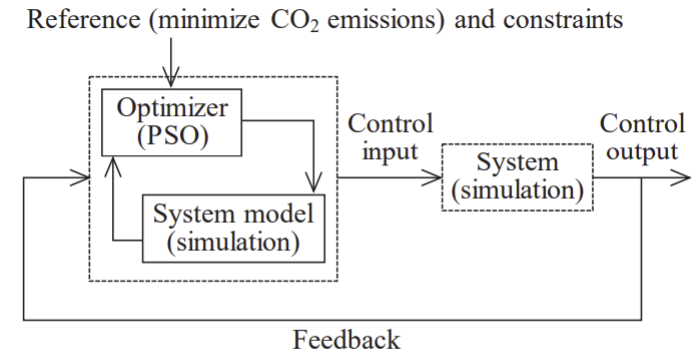
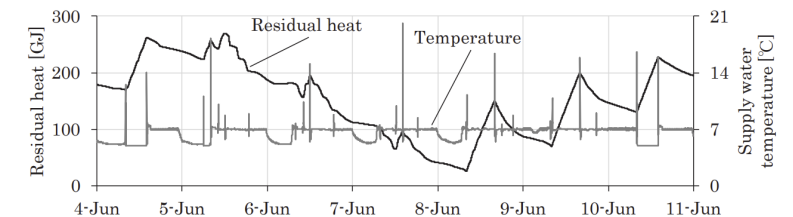
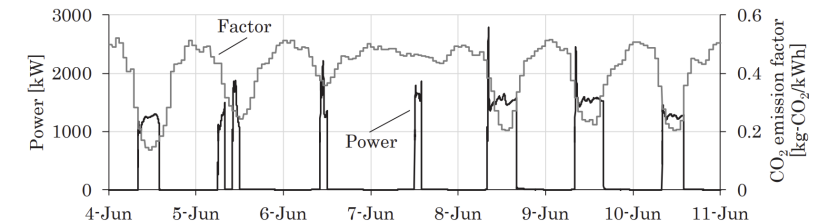


Fig.8 Structure of the calculation

- 蓄熱槽を有する熱源システムのシステムのシミュレーションを構築
- モデル予測制御を適用し、CO₂排出量が最小となるよう冷凍機の運転を最適化
 - ✓ 1時間ごとの動的CO₂排出係数を利用
 - ✓ 残蓄熱量が不足して供給温度が上昇しないような制約を付与
 - ✓ 雨の日などCO₂排出係数が高い日は、前日に満蓄熱にする挙動を確認
 - ✓ システムシミュレーションをMPCの中で利用する際は最適値の探索に時間を要する。そのため、制御変数の工夫が必要（今回は冷凍機の発停のみ）



System behavior by the MPC