

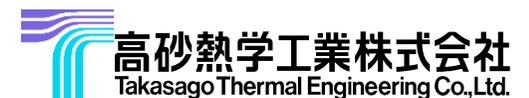
IOT・クラウド・AI技術を活用した、 空調設備最適運用への取組

高砂熱学工業株式会社
事業革新本部
倉田昌典

2017年12月19日



Takasago Thermal Engineering Co.,Ltd.



本資料には、当社またはその他の企業の秘密情報が含まれている可能性があります。当社の許可無く本資料の複製、本資料内容の本来の目的以外への使用、並びに第三者に開示・公開する行為を禁止します

当社のグリーンエアとは、
事務所、ホテル、病院、工場といった様々な建物における空気環境において
「人、自然」にやさしい空気を提供することで、地球環境問題に貢献する活動です



- **会社概要**
- **取り組みの背景(温暖化対策、空調制御課題)**
- **データ収集(無線センサー、可視化)**
- **データ分析(クラウド利用熱負荷予測)**
- **AIを利用した空調自動制御**



会社概要

高砂熱学工業はあらゆる用途のビル、工場、施設に対し設計・施工・メンテナンスに至るまで末永く高度なテクノロジーを駆使して、空調を軸としたシステムエンジニアリングを提供、お客様のBCPに寄与します。

人の健康保持と快適住環境の実現を目的とした空気調和



地球環境に配慮した地域熱供給システム



設立大正12年（1923年）
売上高 251,291百万円（平成28年3月末連結）
従業員数1,939名（平成28年4月1日現在）

ビルや工場の空調設備に関するインテリジェント・コントロール技術



産業の生産性向上を目指す空気調和



作業環境および作業能率の向上を目的とした空気調和



表 1-1-4 COP21 までに主要国が提出した INDC における温室効果ガス排出削減目標の一覧

	目標の内容
スイス	2030年までに△50% (1990年比)
EU	2030年までに少なくとも△40% (1990年比)
ノルウェー	2030年までに少なくとも△40% (1990年比)
米国	2025年に△26%～△28% (2005年比)。28%削減に向けて最大限取り組む
ロシア	2030年までに△25～△30% (1990年比) が長期目標となり得る
カナダ	2030年までに△30% (2005年比)
中国	2030年までにGDP当たりCO ₂ 排出量△60～△65%(2005年比) 2030年前後にCO ₂ 排出量のピーク
韓国	2030年までに△37% (BAU比)
ニュージーランド	2030年までに△30% (2005年比)
日本	2030年度までに2013年度比△26.0% (2005年度比△25.4%)
オーストラリア	2030年までに△26～28%(2005年比)
ブラジル	2025年に△37% (2005年比) 2030年に△43% (2005年比)
インドネシア	2030年までに△29% (BAU比)
南アフリカ	2020年から2025年にピークを迎え、10年程度横ばいの後、減少に向かう排出経路を辿る 2025年及び2030年に398～614百万トン (CO ₂ 換算) (参考：2010年排出量は487百万トン (IEA推計))
インド	2030年までにGDP当たり排出量△33～△35% (2005年比)

注：BAU：現状の排出傾向を前提とした場合の基準年における予測排出量

資料：国連気候変動枠組条約約束草案ポータルを基に環境省作成

**温室効果ガス削減が
地球温暖化防止の解決手段**



表2-1-1 我が国のINDCにおける各温室効果ガスの排出量の目安(上)及び目標(中及び下)

(単位:百万トンCO₂)

—	2030年度 (平成42年度)の 各部門の排出量の目安	2013年度 (平成25年度) [2005年度 (平成17年度)]
エネルギー起源CO ₂	927	1,235 [1,219]
産業部門	401	429 [457]
業務その他部門	168	279 [239]
家庭部門	122	201 [180]
運輸部門	163	225 [240]
エネルギー転換部門	73	101 [104]

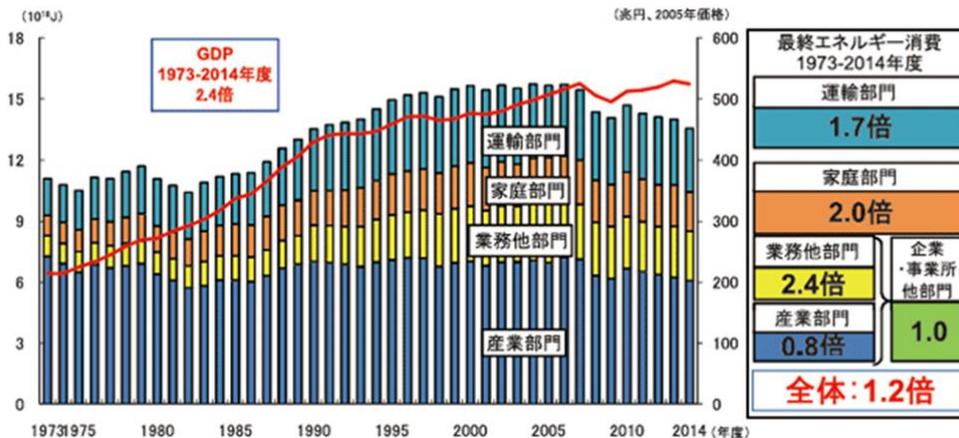


空調を軸としたエンジニアリング企業の
高砂熱学工業が取り組む主な環境課題

(単位:百万トンCO₂)

—	2030年度 (平成42年度)の 各部門の排出量の目標	2013年度 (平成25年度) [2005年度 (平成17年度)]
非エネルギー起源CO ₂	70.8	75.9 [85.4]
メタン(CH ₄)	31.6	36.0 [39.0]
一酸化二窒素(N ₂ O)	21.1	22.5 [25.5]
HFC等4ガス	28.9	38.6 [27.7]
HFCs	21.6	31.8 [12.7]
PFCs	4.2	3.3 [8.6]
SF ₆	2.7	2.2 [5.1]
NF ₃	0.5	1.4 [1.2]

冷凍機冷媒



業務部門のエネルギー消費量増加が最も大きい

エネルギー白書 2016年

<http://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2016html/2-1-1.html>

(単位:百万トンCO₂)

—	2030年度 (平成42年度)の 吸収量の目標	2013年度 (平成25年度) [2005年度 (平成17年度)]
温室効果ガス 吸収源対策・施策	37.0	- [-]
森林吸収源対策	27.8	- [-]
農地土壌炭素吸収源対策	7.9	- [-]
都市緑化等の推進	1.2	- [-]

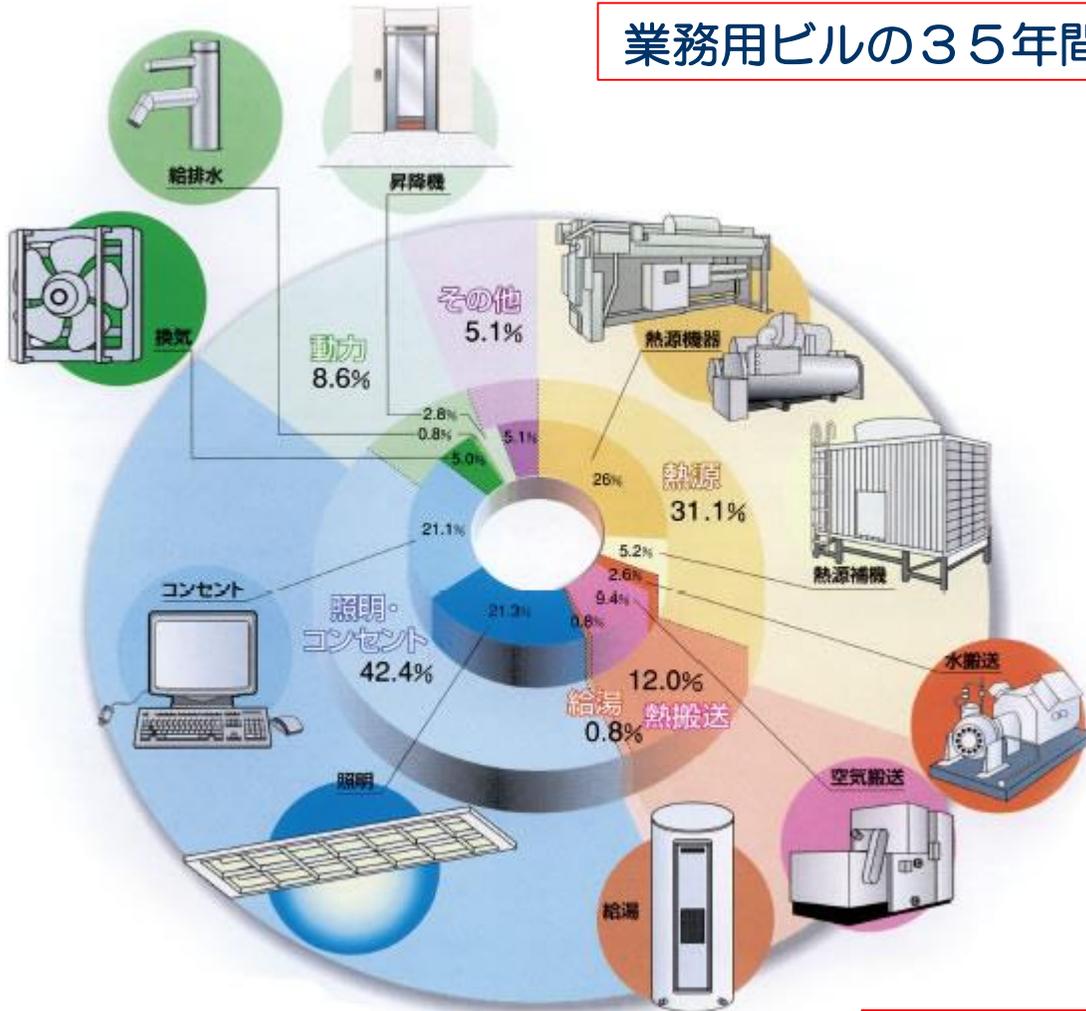
資料:「日本の約束草案」より環境省作成



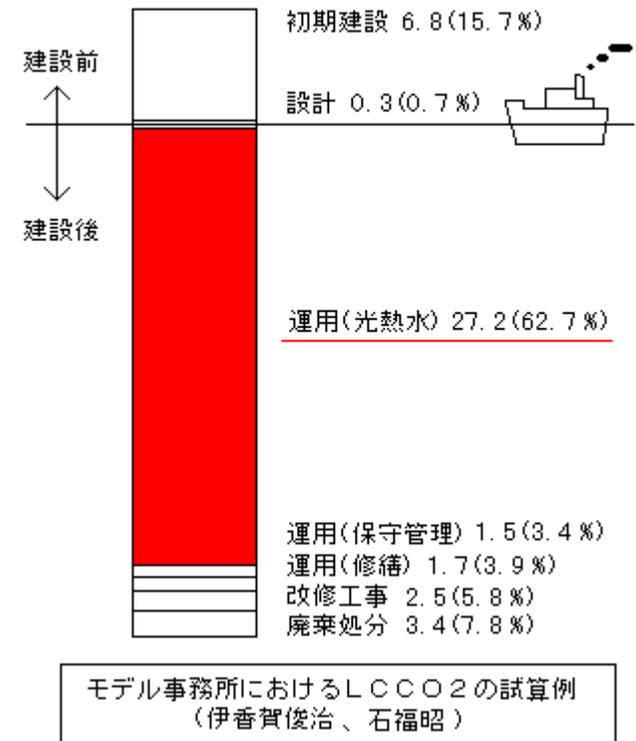
背景(業務用ビルの消費エネルギー)

業務用ビルの消費エネルギーの約50%は空調換気設備

業務用ビルの35年間排出CO₂の約85%は竣工後



LCCO₂ (35年間)
=43.4kg-C/m²



モデル事務所におけるLCCO₂の試算例
(伊香賀俊治、石福昭)

空調設備の無駄のない効率的な運転が重要



空調システムの基本構成

室内空気環境の維持を目的とし、
各種設定値（温度、湿度、CO₂、運転スケジュールなど）に自動制御

■ 換気設備

給排気により
部屋の空気を浄化
排気
外気



■ 制御設備

設定値に自動制御



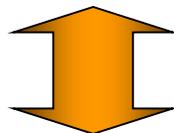
制御装置

■ 空調設備

温湿度
清浄度を
調整した空気を供給



有線ネットワーク

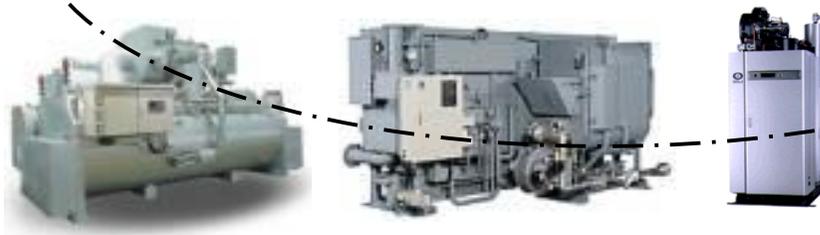


■ 監視設備

機器の運転状態、
部屋の環境、
エネルギー量
などを集中監視
運転スケジュール設定

■ 熱源設備

空調設備へ
冷房、暖房用
の熱源を供給

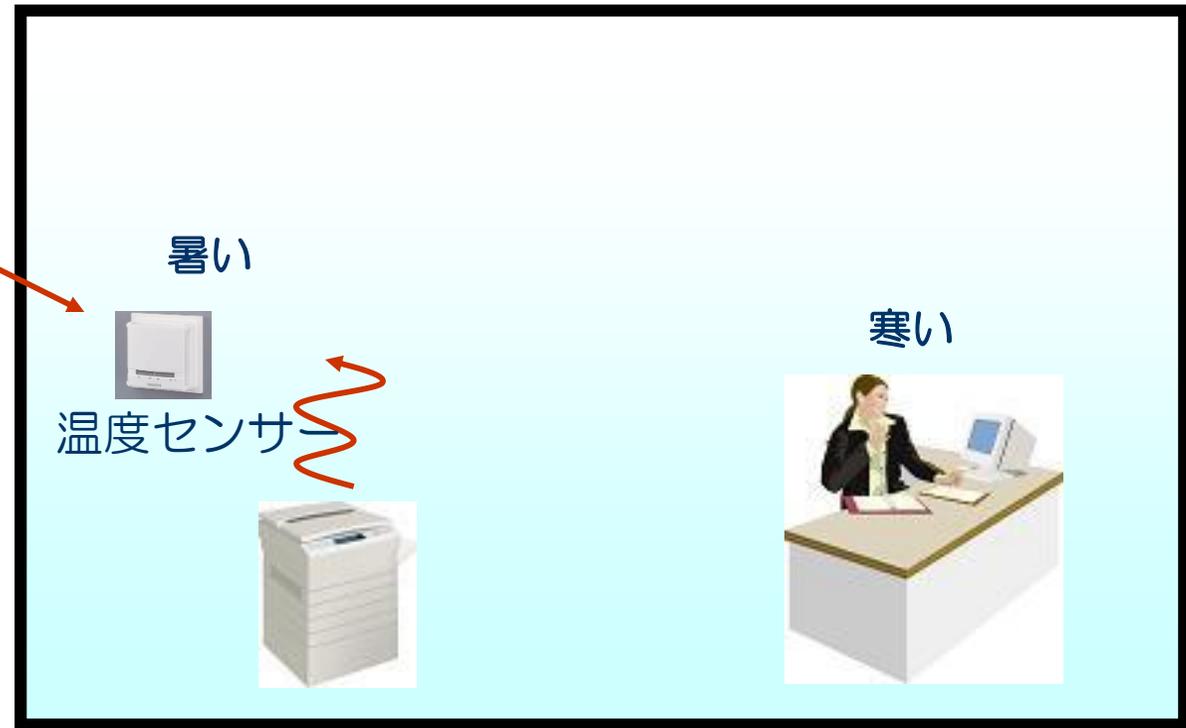
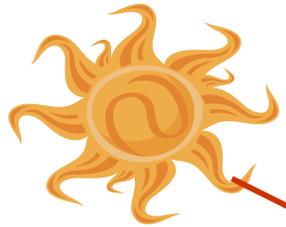




空調システムの課題（温湿度制御）

センサーに日射や発熱の影響があると、部屋は冷え過ぎる。

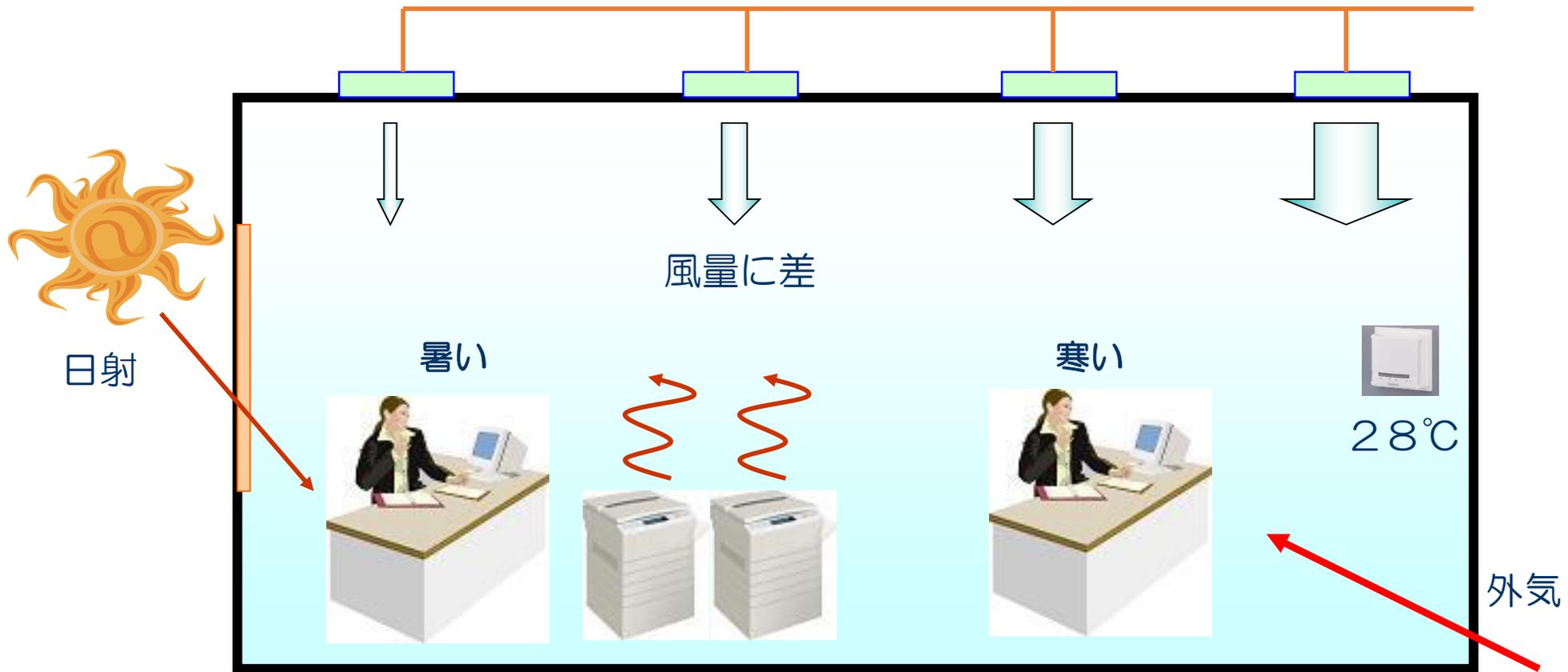
センサー温度設定値と実環境にズレ
⇒不快感、エネルギー無駄





空調システムの課題（温湿度制御）

28℃に設定しても室内全体が28℃以下になるわけではない。
送風温度は一緒でも、発熱場所がバラバラ。外乱の影響。

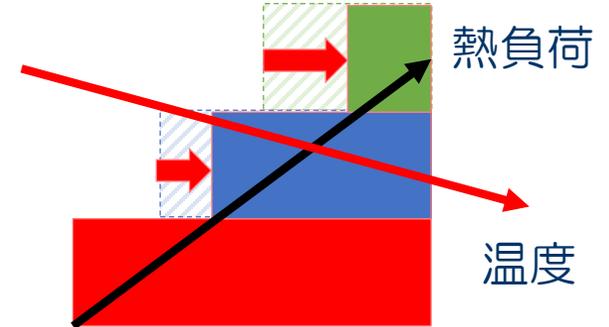
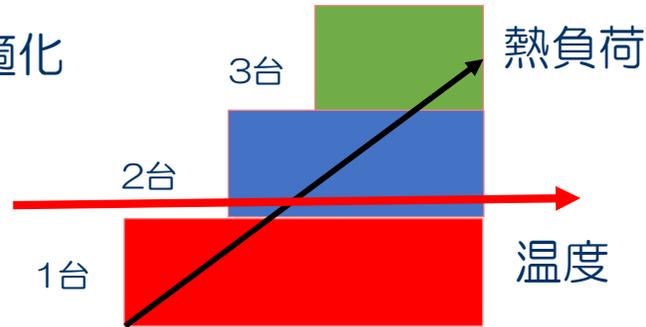




空調システムの課題（冷凍機運転制御）

■ 設備機器運用の最適化

- 運転台数
- 送水温度
- 送水圧力



熱負荷が予測できないため
運転台数は余裕を持つ
送水温度は支障のない値
(経験値手動運転)

熱負荷、室内環境が
予測できれば
運転台数,送水温度の
最適化が可能
(予測制御運転)





データ収集・可視化



NEDOセンサネットシステム開発プロジェクト

⇒自己発電無線センサ、クラウド利用により省エネルギー

1. 社会課題対応センサーシステム開発プロジェクト

（旧名：グリーンセンサ・ネットワークシステム (GSN) 技術開発プロジェクト）

2. ライフラインコアモニタリング研究開発プロジェクト

社会課題対応センサーシステム
開発プロジェクト

H23年度 ~ H26年度

プロジェクト成果の事業への展開

ライフラインコアモニタリング
研究開発プロジェクト

H26年度 ~ H30年度



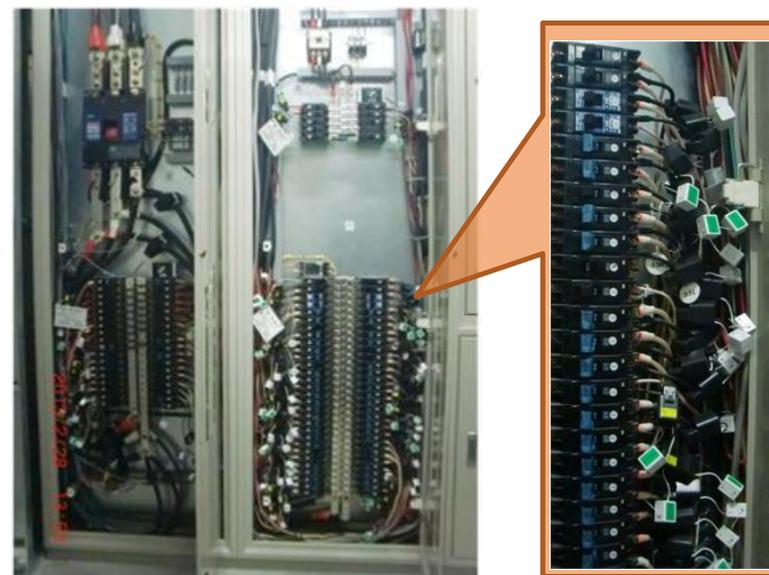
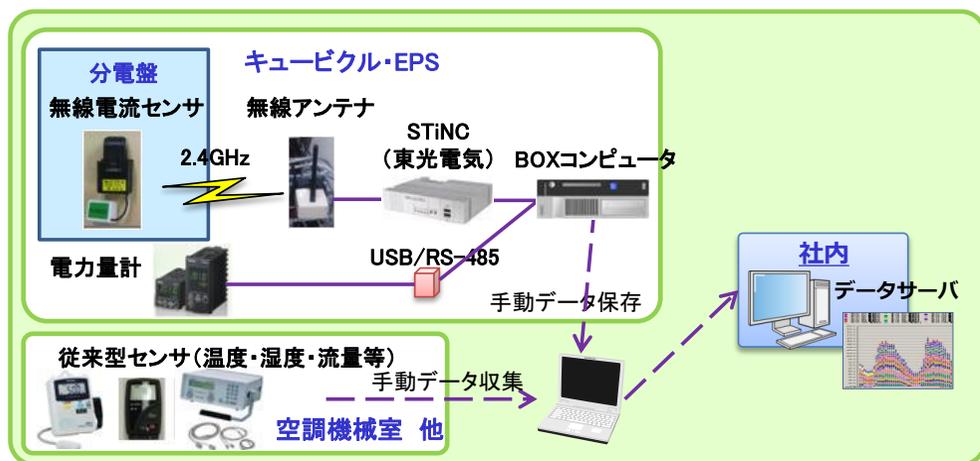
■ 事例1 郊外型大規模量販店(店舗面積約40,000m²)での検証

- ・無線電流センサ(2.4GHz) 200台設置、無線NWを構築
+従来型センサを設置

⇒ 室内環境やエネルギー消費量を評価



無線電流センサ

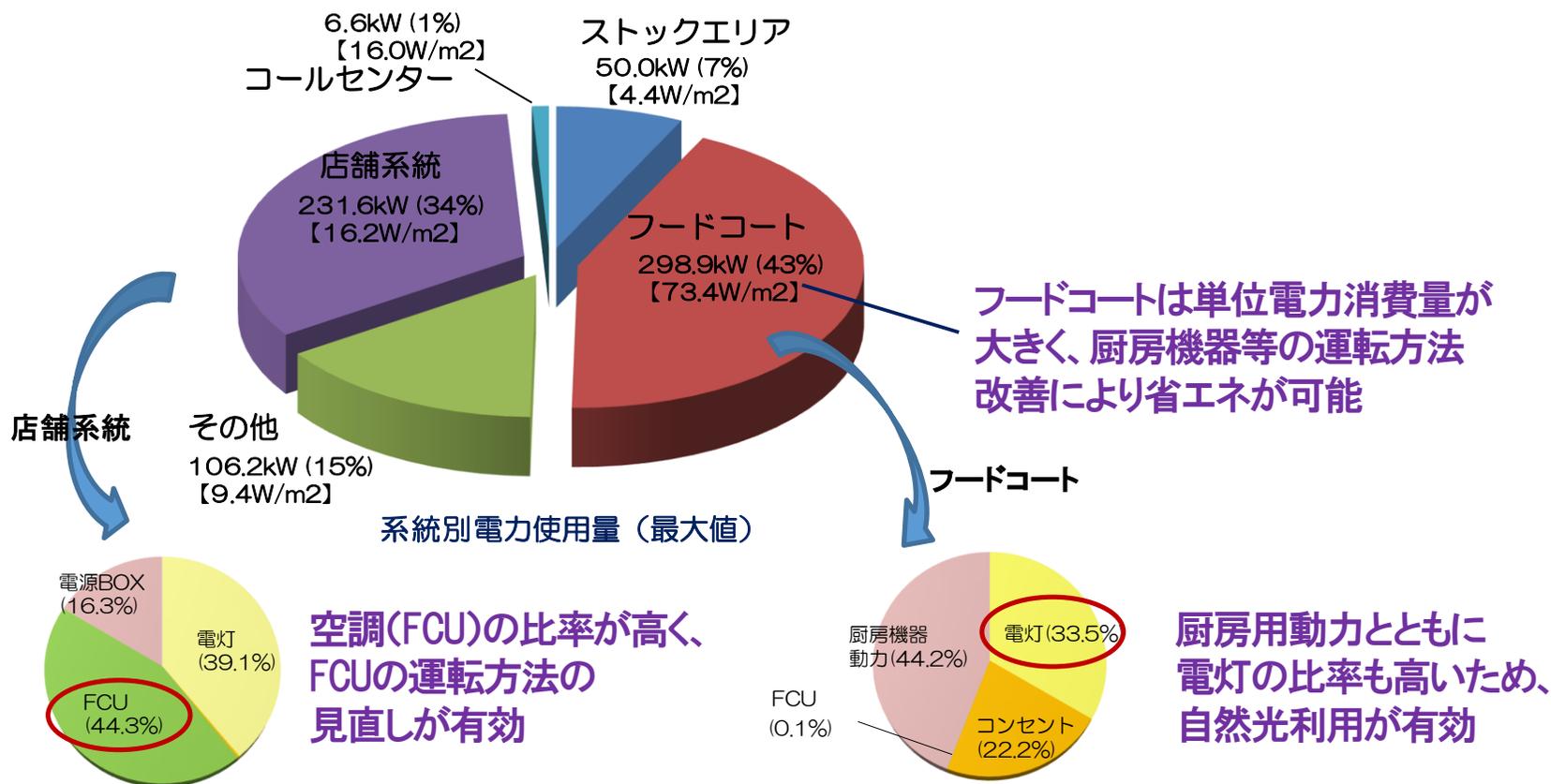


センサの設置状況



■ 事例1 系統別電力量の詳細計測

⇒ 系統別の電力消費構造を把握し、用途に合わせて省エネ手法を提案

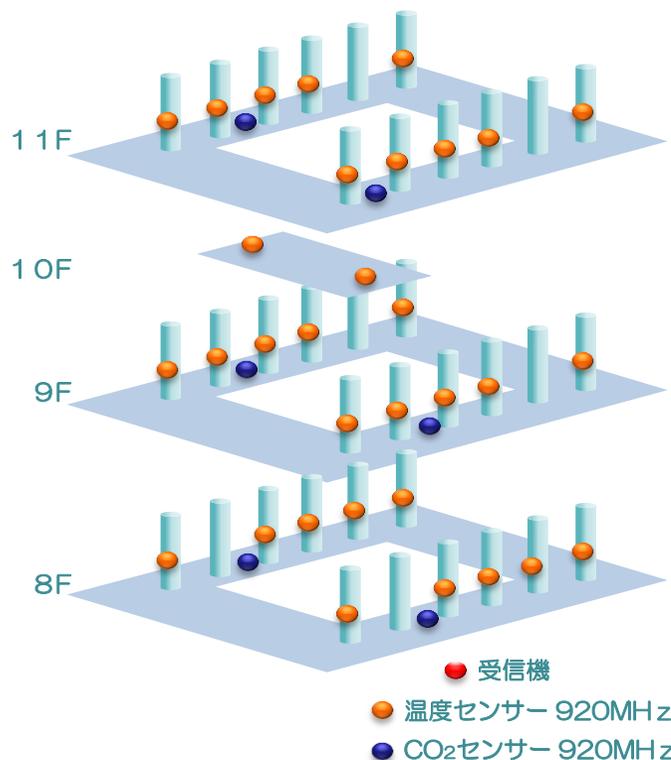
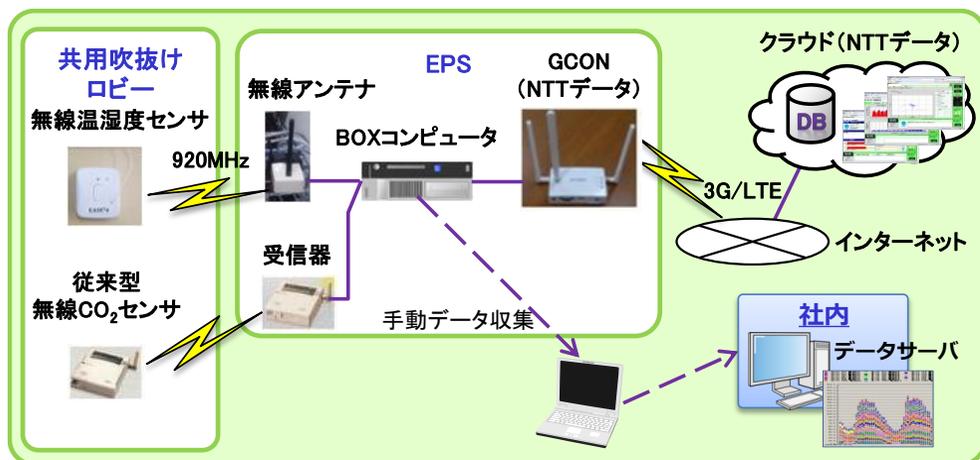




■ 事例2 都心型大規模複合商業ビル(延床面積約90,000m²)での検証

- ・ 吹き抜けロビーに無線温湿度センサ 32台、無線CO₂センサ 6台 (920MHz) 設置、無線NWを構築

⇒ 吹き抜け空間の環境評価
外気取り入れ量の適正化



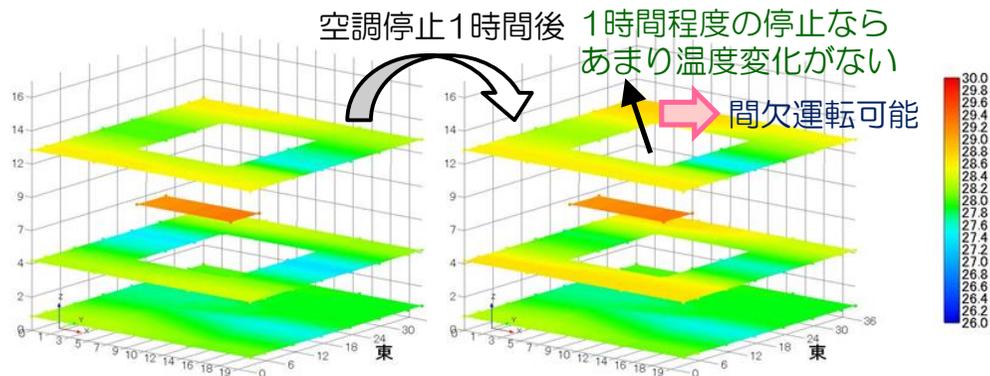
センサの設置状況



■ 事例2 吹き抜け大空間での環境(温度、CO₂)の可視化と省エネ運用

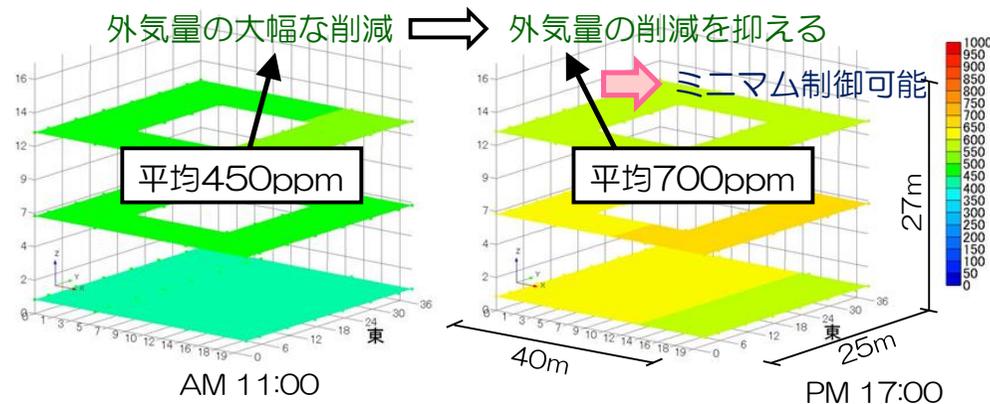
- ⇒ 温度分布の見える化により、空調機の省エネ運転を検討
- CO₂濃度分布の見える化により、外気量をミニマム調整

温度分布



営業終了1時間前の空調運転停止

CO₂濃度分布



外気取入ダクトのダンパでの外気量制御



■ 事例3 都内大規模物販店 室内温度可視化による運用の改善

年出入口から外気が進入し ⇒ 外気進入抑制対策
室内温度が上昇



省エネ運用項目	予想省エネ率
1. 空調設定温度の緩和	1.5%
2. 1Fの外気進入の抑制	0.4%
3. ナイトパーズ	2.7%
4. 空調機の間引き運転	7.1%
5. 取入外気量の削減	1.8%
合計	13.4%

室内温度が低く ⇒ 空調の設定温度を
温度ムラが発生 変更



ライフラインコアモニタリング研究開発プロジェクト 設備振動データ収集装置と一連の処理システム

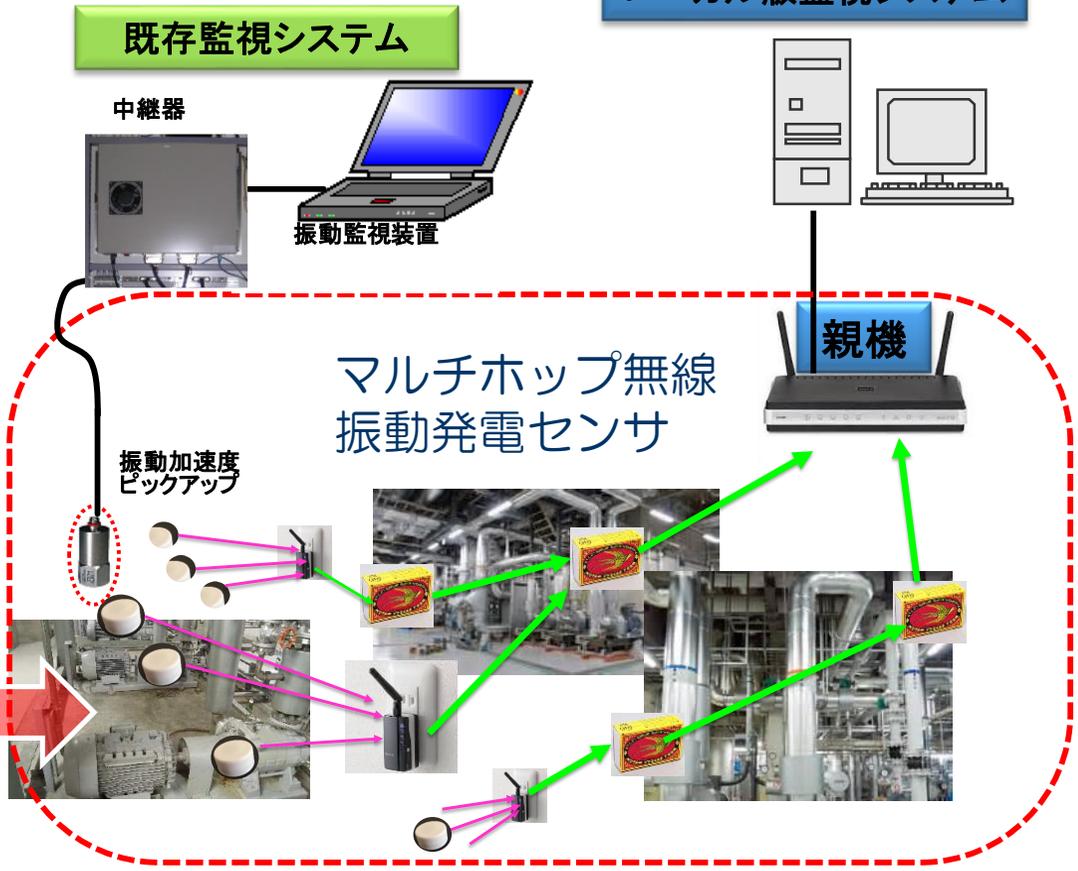
【システム構成】

地域熱供給システム概念図



地域冷暖房プラント実証中

コアモニタリング・ローカル版監視システム



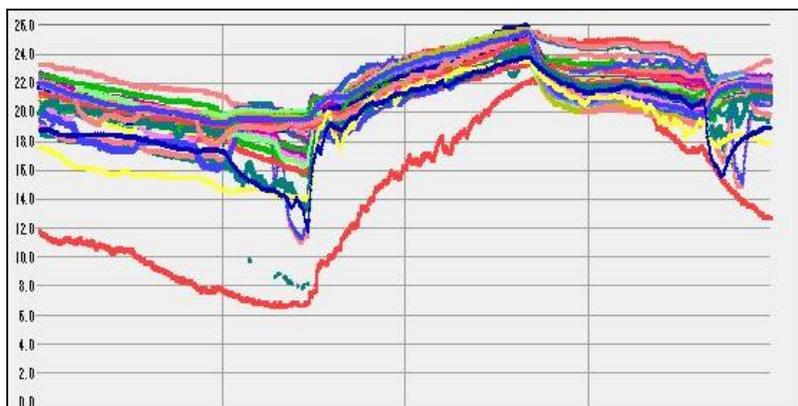


IoT・Cloud 技術の課題解決への活用（無線センサー・可視化）

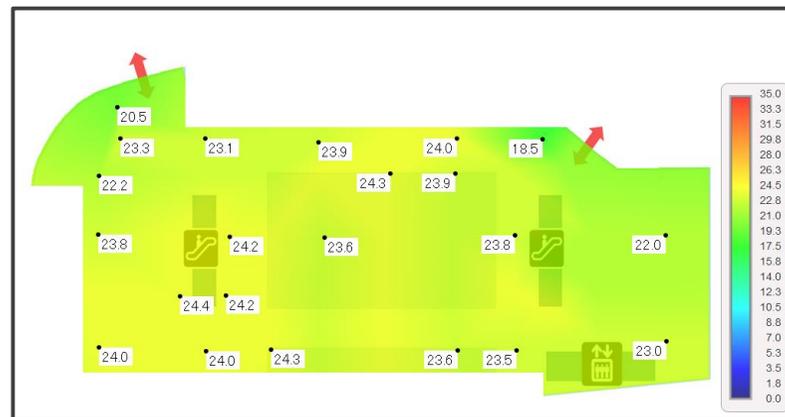
■ 無線センサー（例）

種類	温度センサー	温湿度センサー	照度センサー	人感センサー(天井)	人感センサー(壁)	大気圧センサー	3相クランプ式交流 CTセンサー	2相クランプ式交流 CTセンサー	CO2センサー (温湿度センサー内臓)
姿図									
電源	ソーラセル	ソーラセル	ソーラセル	ソーラセル+補助電池	ソーラセル+補助電池	ソーラセル	電磁誘導	電磁誘導	ソーラセル+補助バッテリー
測定範囲	0~40°C	温度:-20~60°C 湿度:0~100%	0~1020 lx	設置高さ3m 半径6m	半径12m	500~1,150hPa	~60A(ケーブル径13mm以下) ~200A(ケーブル径24mm以下) ~600A(ケーブル径36mm以下)	30W~6,000W ケーブル径13mm以下	0~2,550ppm 0~51°C 0~100%
精度	±0.5°C未満(17~27°C)	±0.4°C(5~60°C) ±3%(20~80% @25°C)	4 lx ±15%			±10hPa	±1%	±1%	±30ppm ±0.5°C ±5%
通信周波数	928.35MHz	928.35MHz	928.35MHz	928.35MHz	928.35MHz	928.35MHz	928.35MHz	928.35MHz	928.35MHz
プロトコル	EnOcean	EnOcean	EnOcean	EnOcean	EnOcean	EnOcean	EnOcean	EnOcean	EnOcean

■ 室内環境の可視化（例）



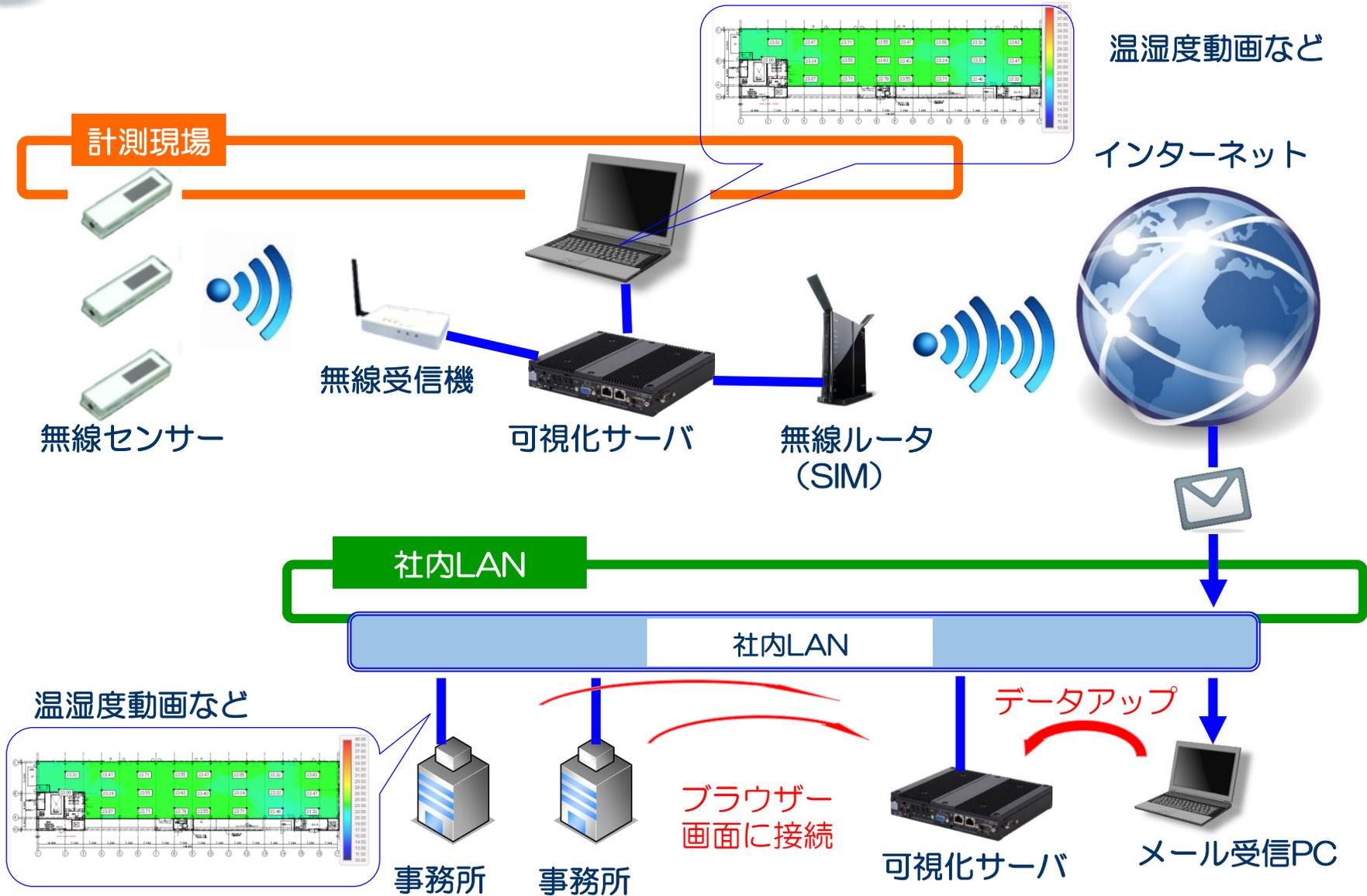
トレンドグラフだけではムダ、
ムラの早期発見は難しい



コンター図により、室内環境をリアルタイムで可視化
→室内の温度等のムラを評価
冷し過ぎ、暖め過ぎを発見し、省エネ改善



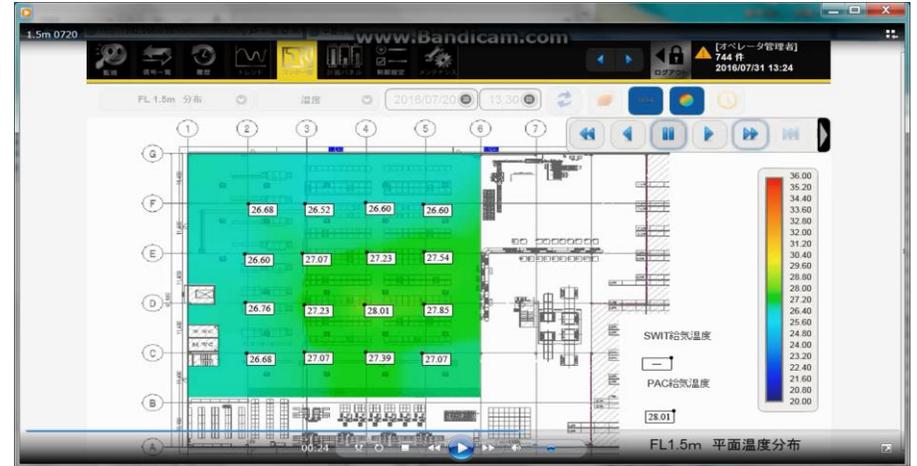
IoT・Cloud 技術の課題解決への活用（無線センサーのデータ共有システム例）





IoT・Cloud 技術の課題解決への活用 (物流センター改修前後の温度分布比較・調整例)

成層空調方式の大空間を、無線センサーネットワークにてリアルタイムに温度を表示（平面、断面）し、設定温度および風量を調整。調整効果をリアルタイムで把握。（温湿度センサー50台）



平面温度分布

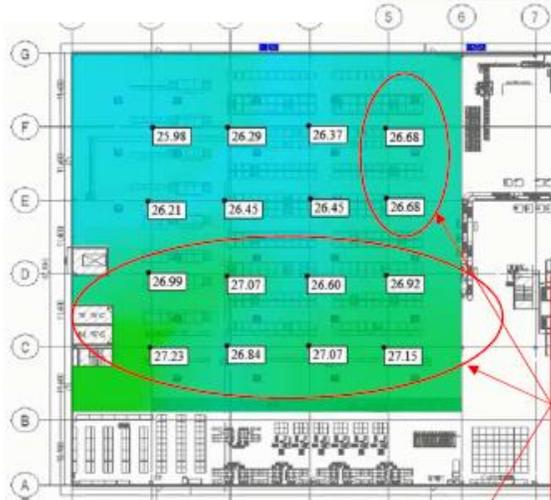


断面温度分布



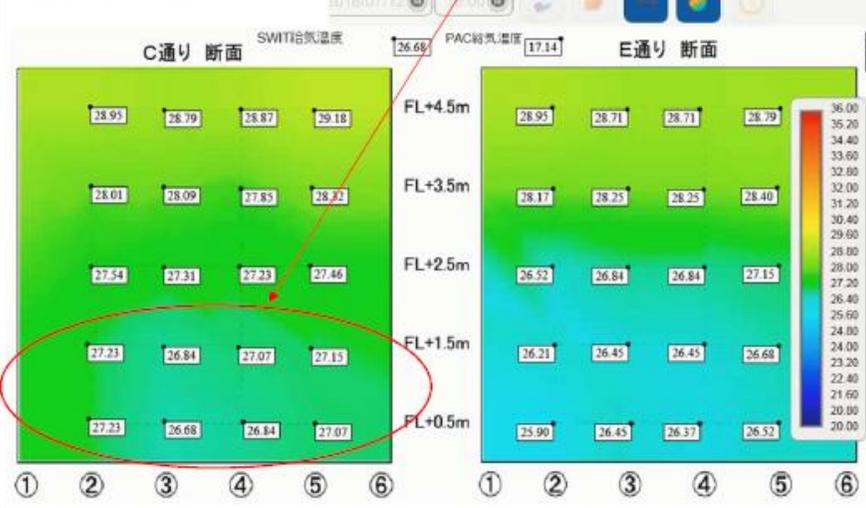
天井カセット方式

平面温度分布(FL+1.5m)



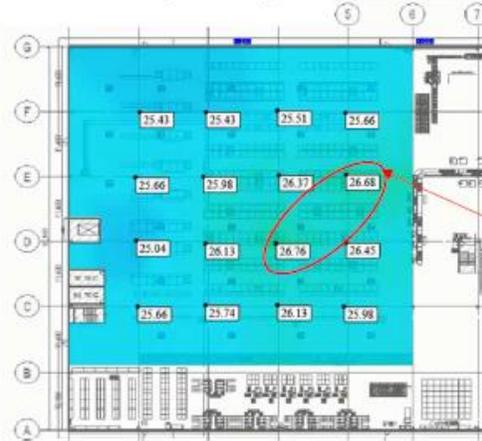
天井カセット設置高さが3FL+5mであるので、その上部には熱層が形成されるが、この上部の熱が下部の作業域にまで拡散・広範囲での温熱環境に影響が及ぶ(26.5°C超)

断面温度分布



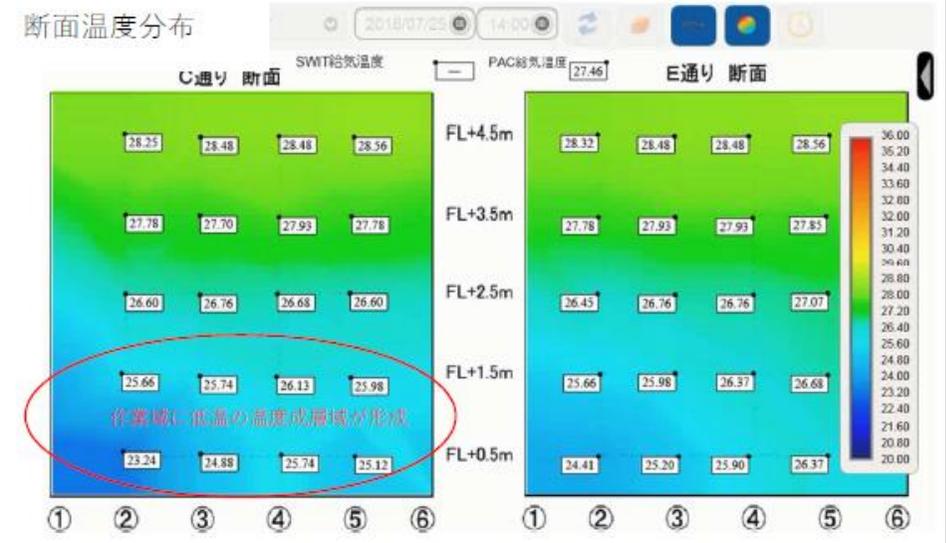
SWIT-PAC方式

平面温度分布(FL+1.5m)



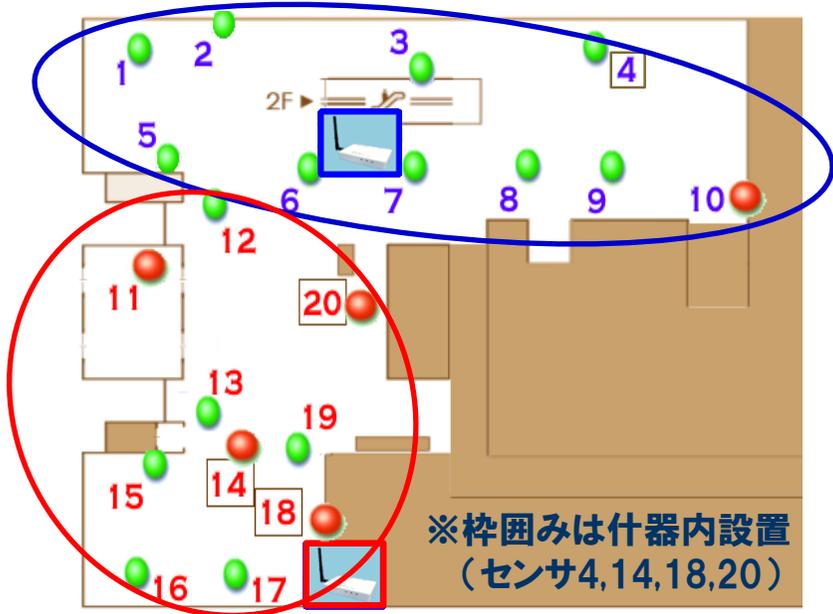
26.5°C超は、限定的。

断面温度分布





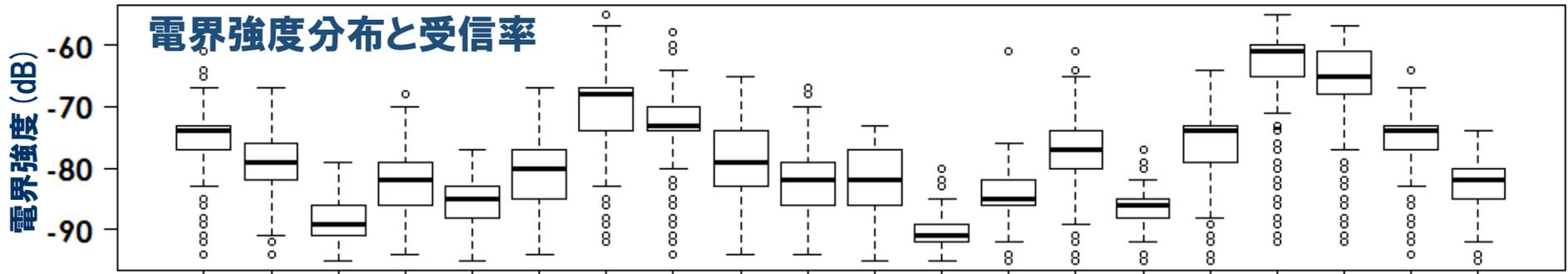
センサ配置と受信率



- 電界強度分布はG/W距離・遮蔽に相関あり
- 受信率と電界強度の相関関係は弱い

- 光量不足によるセンサの夜間停止がある

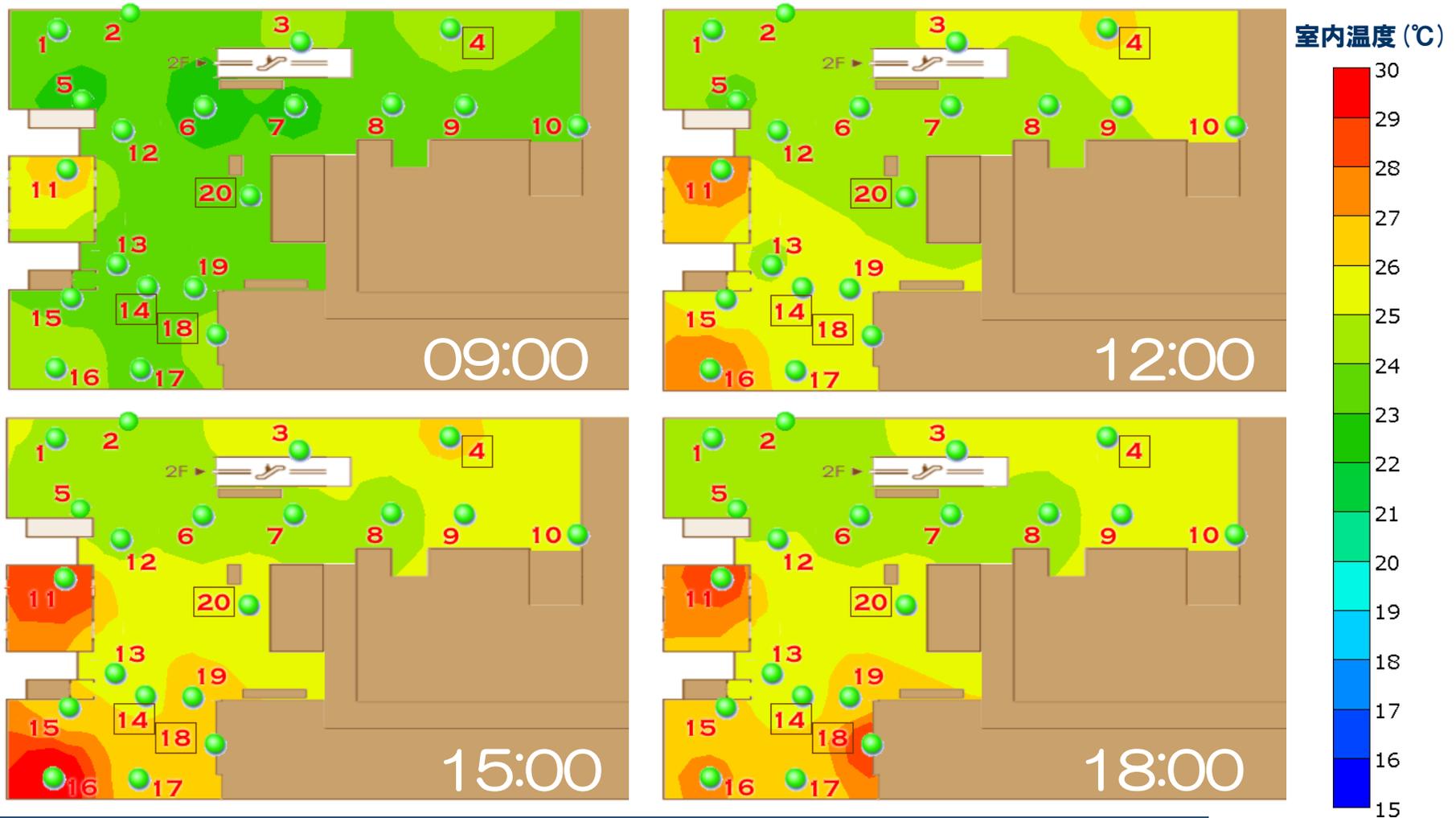
センサ10 : センサ前に掲示物設置
 センサ11 : 風除室内に設置
 センサ14 : 什器内設置
 センサ18 : 会計カウンター内設置
 センサ20 : 受付カウンター内設置



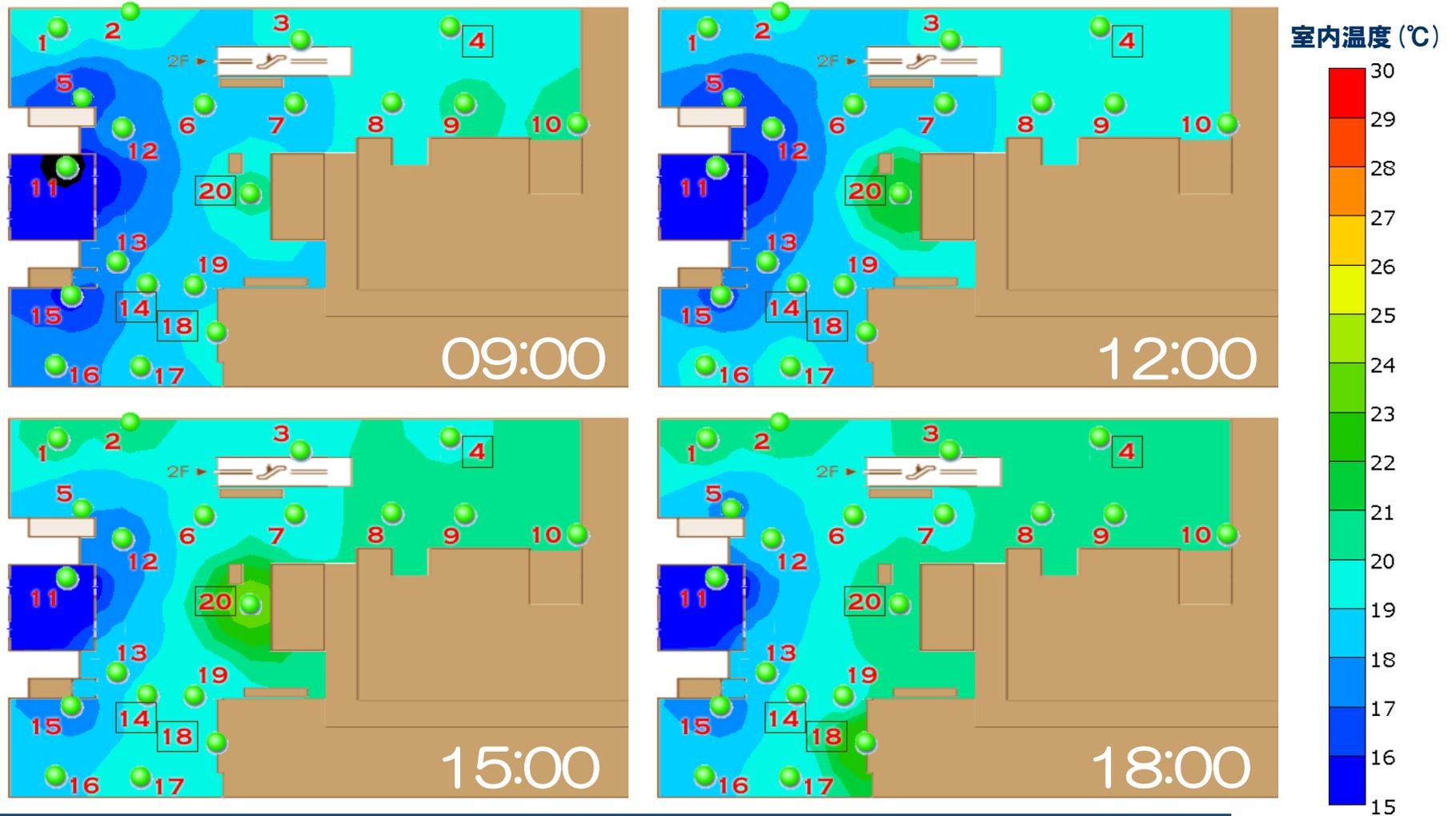
センサ番号	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
受信率	100%	100%	95%	99%	95%	99%	100%	100%	100%	61%	84%	97%	100%	54%	100%	100%	100%	43%	100%	73%
夜間稼働率	100%	100%	95%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	67%	80%	95%	100%	24%	100%	100%	100%	4%	100%	34%



IoT・Cloud 技術の課題解決への活用事例 (病院内の温湿度分布評価例)



- 夏期、風除室からの侵入外気による影響はあまり見られない
- 採光窓の影響で、直射による熱負荷が大きい箇所がある



・冬期は風除室からの侵入外気と見られる影響が大きい



IoT・Cloud 技術の課題解決への活用事例 (病院内の温湿度分布評価例)





IoT・Cloud 技術の課題解決への活用（無線センサーと製造工程データの統合例）

リアルタイムエネルギー計測

計測値表示



監視画面

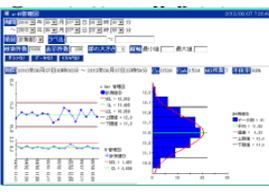


製造工程データ分析

電力量管理・分析



品質管理・分析



C 見える化・分析



データ連携



LAN (Ethernet)

データ
収集装置



920MHz無線

A センサーデータ

マシニングセンター 制御盤

電流センサー



電力量

パルス無線器

圧空エアー

Ethernet無線

B 装置データ

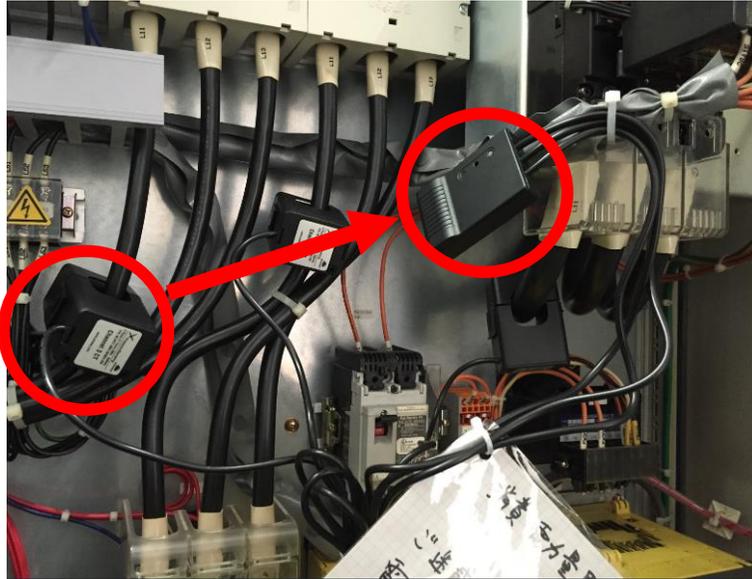
マシニングセンター 制御盤



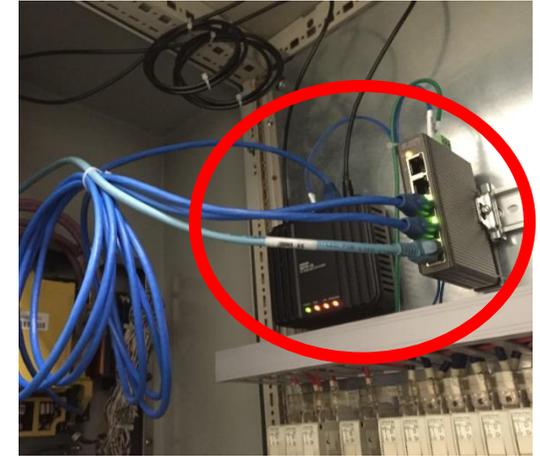


IoT・Cloud 技術の課題解決への活用（無線センサーと製造工程データの統合例）

個別の製造装置の電流計測値を無線通信



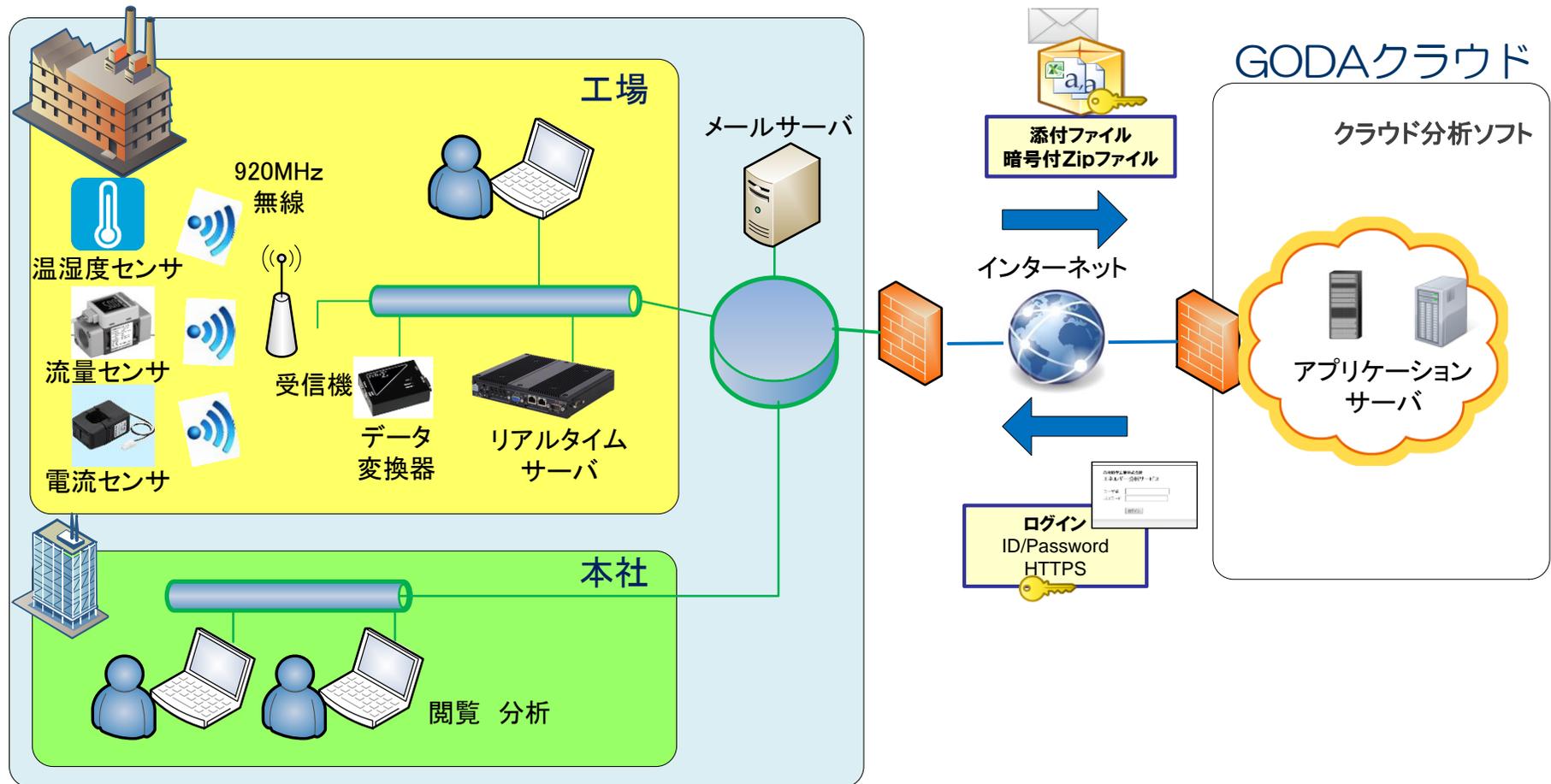
個別の製造装置の運転情報を無線通信



個別の製造装置の圧縮空気流量計測値を無線通信



●生産系エネルギー＋製造環境（温湿度）の可視化、クラウド利用分析

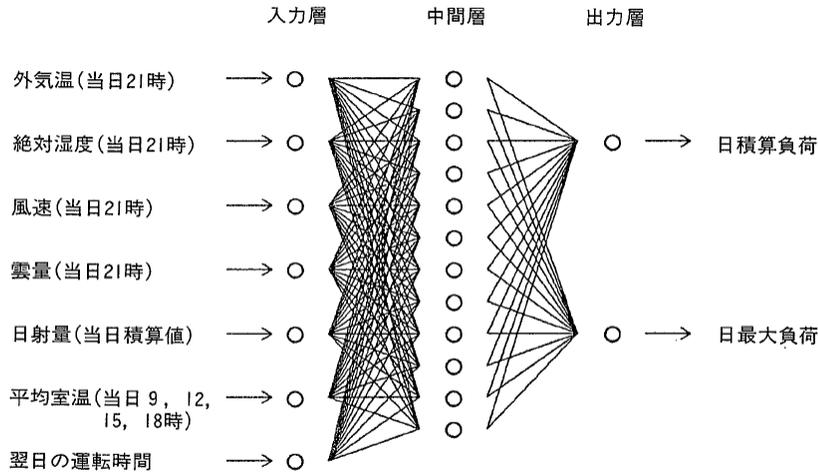




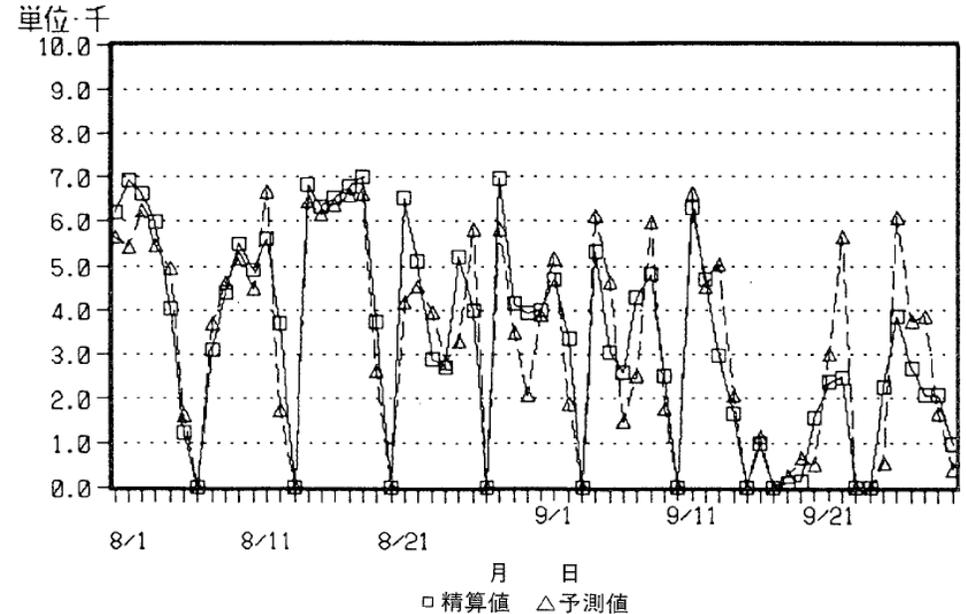
クラウドAIを活用した学習、予測



1991年の高砂熱学技術資料より



図一四 負荷予測に用いたニューラルネットワークモデル



1991年当時、特徴量を予測し、
ニューラルネットワークモデルにより熱負荷を予測

⇒精度向上、適用拡大に時間、費用が相当かかる
⇒1日積算負荷、最大負荷がなんとか予測できる程度

⇒その後全く普及しない

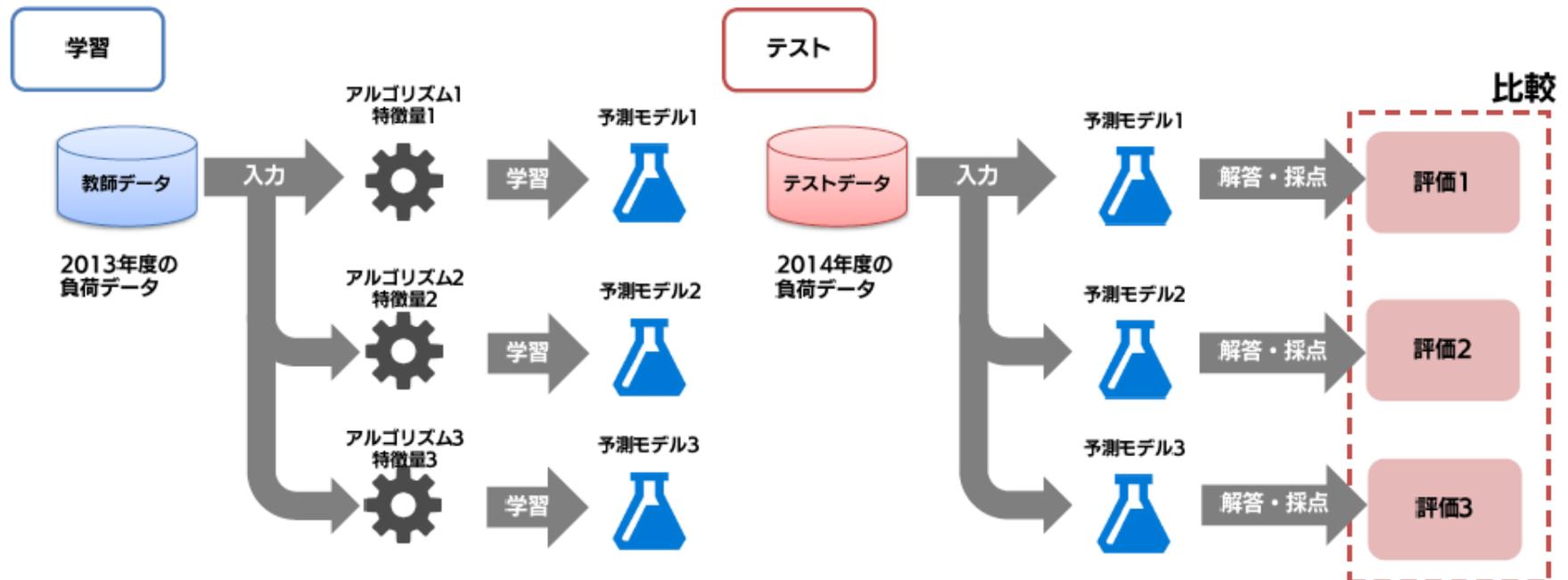


Microsoft Azure の活用検討

機械学習の設備の異常診断や最適制御への活用のため
ケーススタディとして、Azure ML による空調負荷予測を行い検証

検証方法

2013年度を教師データ、2014年度をテストデータとし、
冷水負荷、温水負荷の予測モデルを構築、予測精度を確認





実証物件

2年データ収集保存している当社施工の病院、事務所ビルを対象に負荷予測

	病院	オフィスビル
評価データの期間	8カ月	1年間
データの間隔	30分おき	1時間おき
空調機運転状況	それぞれの空調機のオンオフ	空調機の運転台数
流量(2次側積算流量)	冷水・温水ともにある	冷水・温水ともに無い
還気温度	それぞれの空調機での過去の還気温度	複数の還気温度項目の過去の平均値
湿度・湿球温度	相対湿度	絶対湿度 湿球温度 外気湿度(=相対湿度)



IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（機械学習負荷予測）

実証データ

2年データ収集保存している空調、熱源に関する運用データ

B-AC-01 給気ファンインバ ータ出力表示	一タ出力表示(手動調整用)	2weeks_外気温度	1day_B-AC-06 還気温度
B-AC-02 RI系統 空調機	B-AC-32 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_外気湿度	1day_B-AC-06 還気湿度
B-AC-03a 検体・生理検査 系統 空調機	B-AC-33 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_冷水2次側積算熱量	1day_B-AC-07 エントランスホール室内温度
B-AC-03b 検体・病理検査 系統 空調機	B-AC-34 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_温水2次側積算熱量	1day_B-AC-07 エントランスホール室内湿度
B-AC-04a 救急系統 空調 機	B-AC-35 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_冷水2次側積算流量	1day_B-FE-0701系統 還気温度
B-AC-05 1F外来系統 空調 機	B-AC-45 給気ファンインバ ータ出力表示(手動調整用)	2weeks_温水2次側積算流量	1day_B-FE-0704系統 還気温度
B-AC-09 給気ファンインバ ータ出力表示	B-AC-81 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_冷水往水温度	1day_B-FE-0705系統 還気温度
B-AC-10a 給気ファンインバ ータ出力表示	B-AC-82 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_冷水還水温度(ヘッドー)	1day_B-AC-25 還気温度
B-AC-10b 厨房・厨房事務 所系統 空調機	B-AC-83 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_温水往水温度	1day_B-AC-25 還気湿度
B-AC-11a レストラン厨房系 統 空調機	B-AC-84 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_温水還水温度(ヘッドー)	
B-AC-12 内視鏡系統 空調 機	B-AC-04b 救急系統 空調 機	2weeks_B-AC-04b 還気温度	
B-AC-21 給気ファンインバ ータ出力表示	B-AC-06 1F外来待合系統 空調機	2weeks_B-AC-06 還気湿度	
B-AC-22 中央材料系統 空 調機	B-AC-07 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_B-AC-06 還気湿度	
B-AC-24 手術室系統 空調 機	B-AC-23a 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_B-AC-07 エントランスホール室内温度	
B-AC-27 給気ファンインバ ータ出力表示	B-AC-23b 給気ファンインバ ータ出力表示	2weeks_B-AC-07 エントランスホール室内湿度	
B-AC-28 給気ファンインバ ータ出力表示	B-AC-25 2F外来待合系統 空調機	2weeks_B-FE-0701系統 還気温度	
B-AC-29 給気ファンインバ ータ出力表示	B-AC-13 医事・バックヤード 系統 空調機(AC-08統合)	2weeks_B-FE-0704系統 還気温度	
B-AC-31 給気ファンインバ		2weeks_B-FE-0705系統 還気温度	
		2weeks_B-AC-25 還気温度	
		2weeks_B-AC-25 還気湿度	
		1day_外気温度	
		1day_外気湿度	
		1day_冷水2次側積算熱量	
		1day_温水2次側積算熱量	
		1day_冷水2次側積算流量	
		1day_温水2次側積算流量	
		1day_冷水往水温度	
		1day_冷水還水温度(ヘッドー)	
		1day_温水往水温度	
		1day_温水還水温度(ヘッドー)	
		1day_B-AC-04b 還気温度	



負荷予測検討のフロー

異常値・欠損値の補完



特徴量の推定



予測精度



特徴量の調整



予測モデル



精度向上検証



異常値・欠損値対策の検討

異常値検出の方針

- 標準モジュール
- 閾値の設定
- RやPythonによるロジックの実装

異常値の除去方法

- 上限値・下限値を超える場合は一度欠損値にする
- 異常値を含む行は除去する

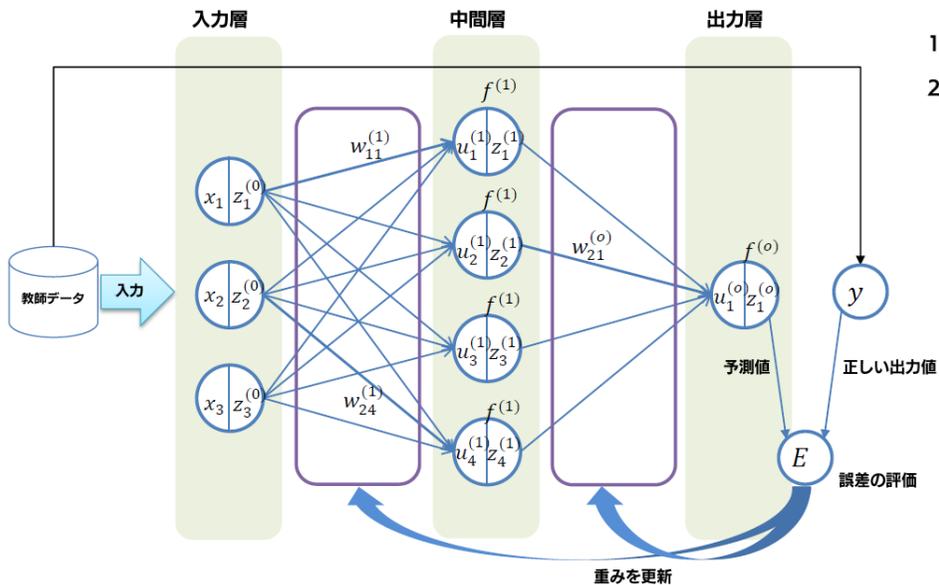
補間方法

- 欠損部分に対して、補間処理を行う

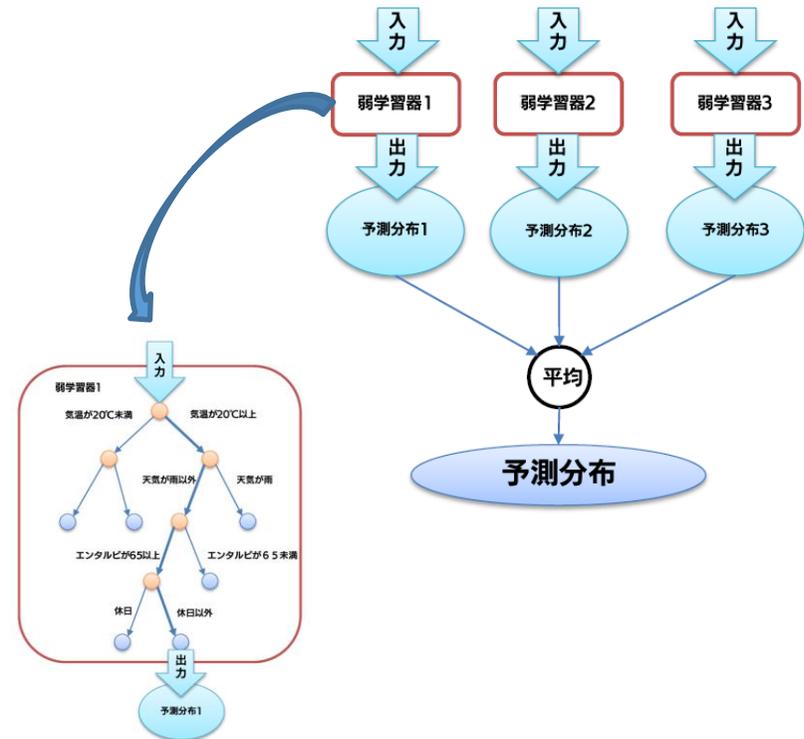


学習アルゴリズム、学習モデル

学習アルゴリズムとして、ニューラルネットワーク及びデジジョンフォレストを使用
計4つのモデルで、学習、予測



ニューラルネットワーク



デジジョンフォレスト



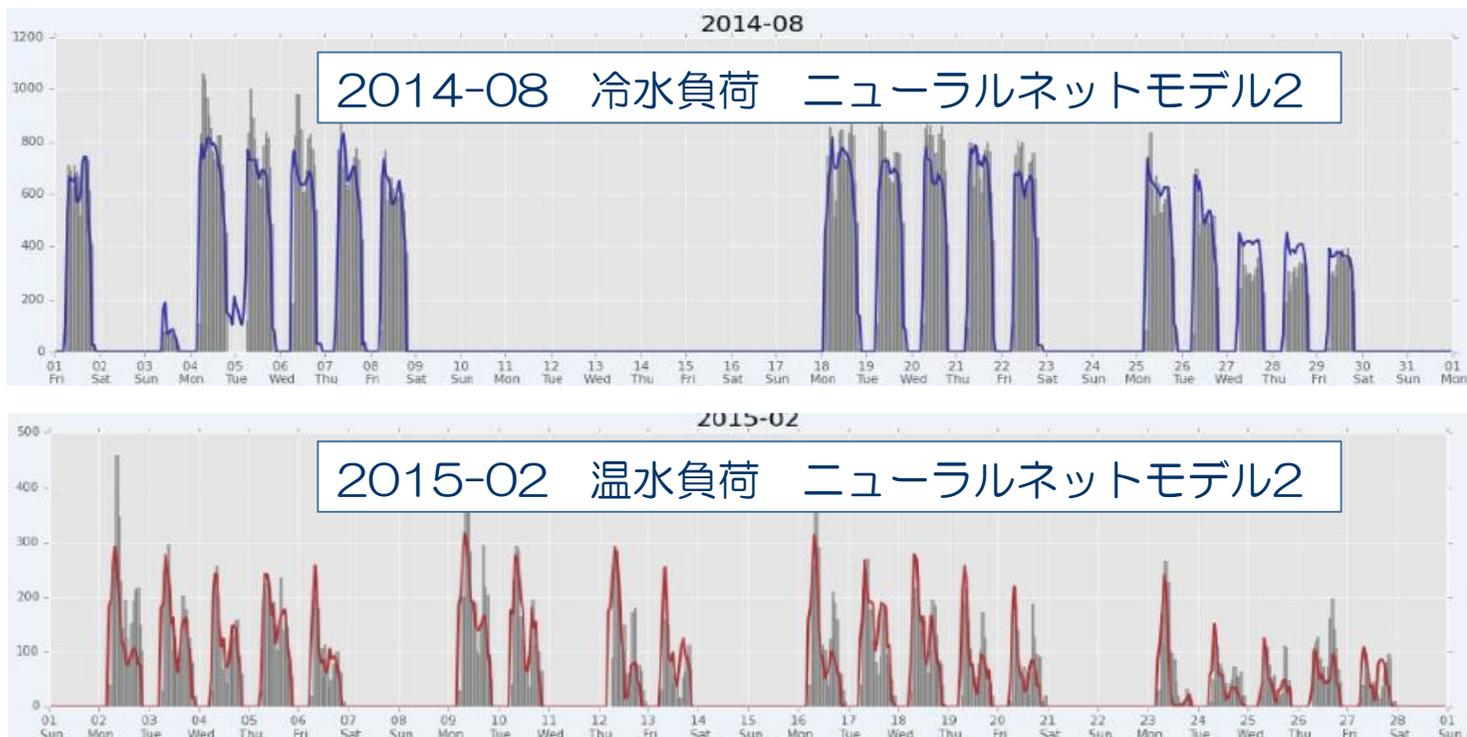
特徴量の抽出

Permutation Testを用いて、学習済みのモデル内の各特徴の重要度を算出し、重要度が0以下の特徴は取り除きながら、学習や予測に有用な特徴量にチューニング。

外気エンタルピー	0.155484	外気エンタルピー	0.157752	外気エンタルピー	0.151289	外気エンタルピー	0.154914
アメダス気温	0.108878	アメダス気温	0.111005	アメダス気温	0.108135	アメダス気温	0.103286
1day_冷水2次側積算熱量	0.023106	1day_冷水2次側積算熱量	0.021442	1day_冷水2次側積算熱量	0.019388	1day_冷水2次側積算熱量	0.022586
2w eeks_冷水2次側積算流量	0.017234	2w eeks_冷水2次側積算流量	0.017426	2w eeks_冷水2次側積算流量	0.016495	2w eeks_冷水2次側積算流量	0.019151
2w eeks_B-AC-06 還気湿度	0.011854	2w eeks_B-AC-06 還気湿度	0.011348	2w eeks_B-AC-06 還気湿度	0.014927	2w eeks_B-AC-06 還気湿度	0.011515
Co3 (1)	0.010197	Co3 (1)	0.010225	2w eeks_温水還水温度(℃)	0.009643	2w eeks_温水還水温度(℃)	0.010035
2w eeks_B-AC-25 還気湿度	0.008036	2w eeks_温水還水温度(℃)	0.008955	Co3 (1)	0.006925	2w eeks_B-AC-25 還気湿度	0.007916
2w eeks_温水還水温度(℃)	0.007366	2w eeks_B-AC-25 還気湿度	0.008921	1day_外気温度	0.004831	Co3 (1)	0.007591
2w eeks_外気温度	0.003643	2w eeks_外気温度	0.004702	2w eeks_B-AC-25 還気湿度	0.00446	1day_外気温度	0.005195
1day_外気温度	0.00290	1day_外気温度	0.002255	時間	0.002186	2w eeks_外気温度	0.004829
曜日	0.00180	曜日	0.001877	2w eeks_外気温度	0.00212	時間	0.00223
時間	0.001642	時間	0.001824	アメダス相对湿度	0.001993	曜日	0.001922
Co2 (1)	0.00155	1day_外気湿度	0.001552	アメダス天気	0.00161	1day_外気湿度	0.001853
アメダス天気	0.001324	アメダス天気	0.001465	曜日	0.001372	アメダス相对湿度	0.001643
アメダス相对湿度	0.001289	アメダス相对湿度	0.001114	1day_外気湿度	0.000944	アメダス天気	0.001331
1day_外気湿度	0.000755	2w eeks_冷水往水温度	0.000417	2w eeks_冷水往水温度	0.000847	2w eeks_冷水往水温度	0.001019
2w eeks_冷水往水温度	0.000725	休日	0.000015	休日	-0.000018		
休日	0.00005	Co2 (1)	-0.000441				
休み明け	-0.000319						



予測結果（例）



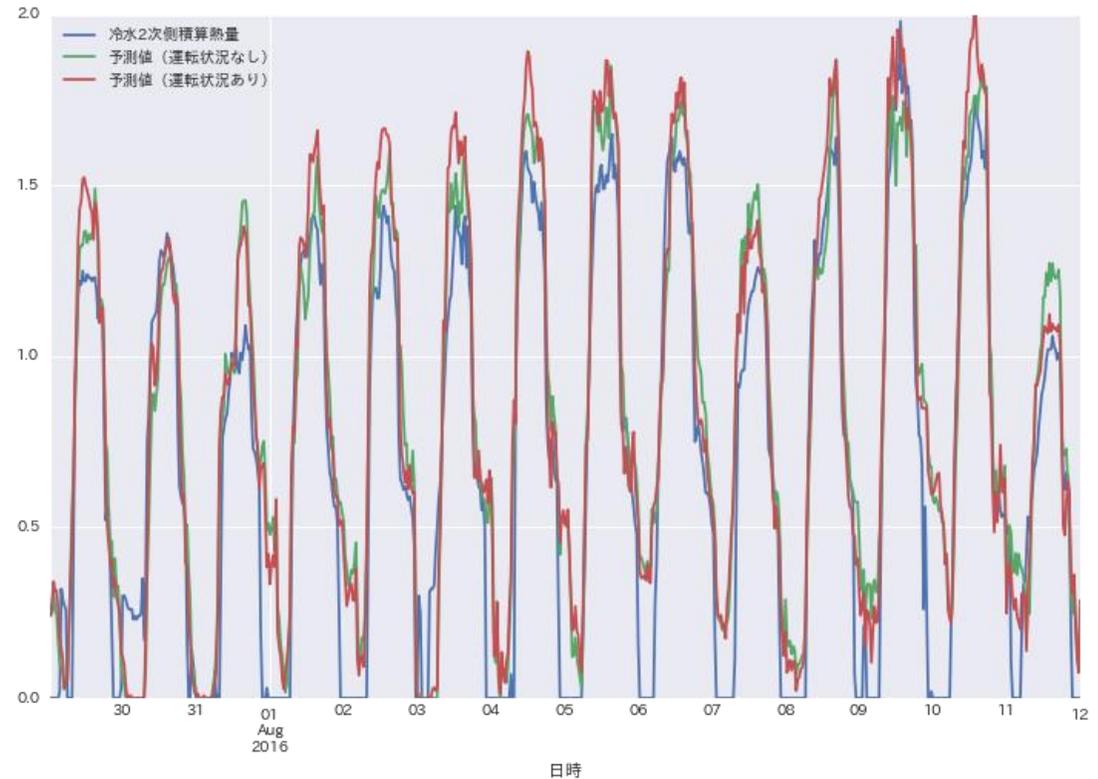
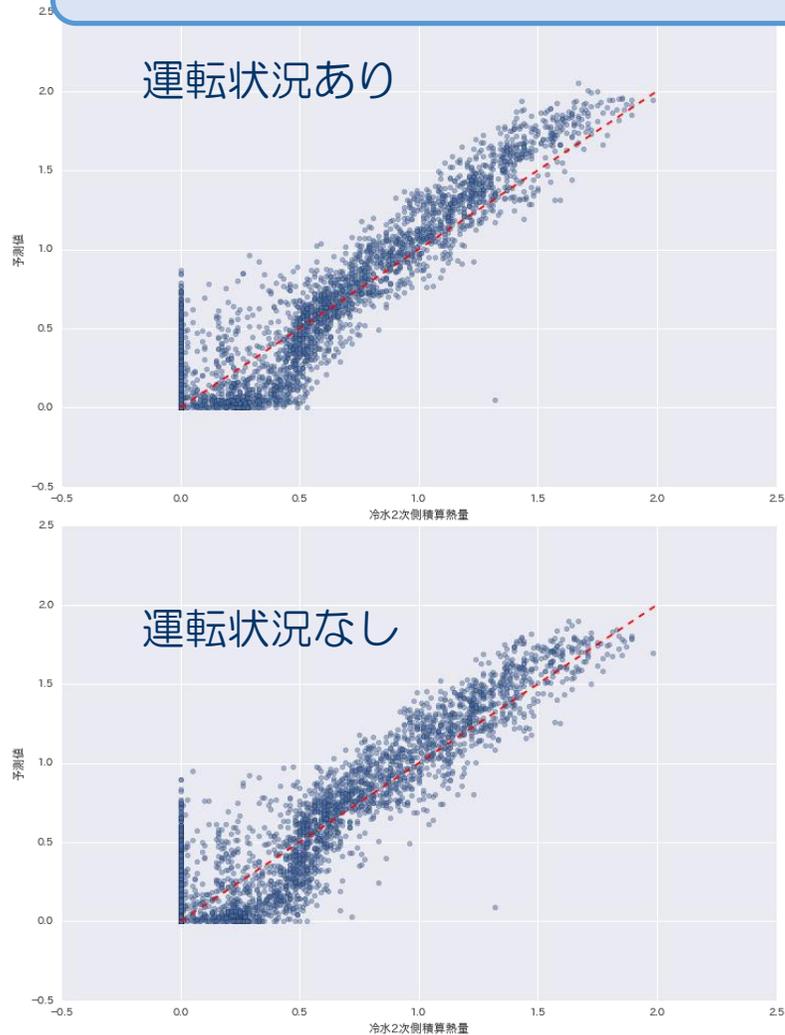
結論

**Azure ML を活用することにより比較的短時間で容易に予測モデルを構築
（データサイエンティスト 約1.5ヶ月で検証完了）**

概ね良好な結果、特徴量の選択が重要で特徴量の改善により更なる精度向上



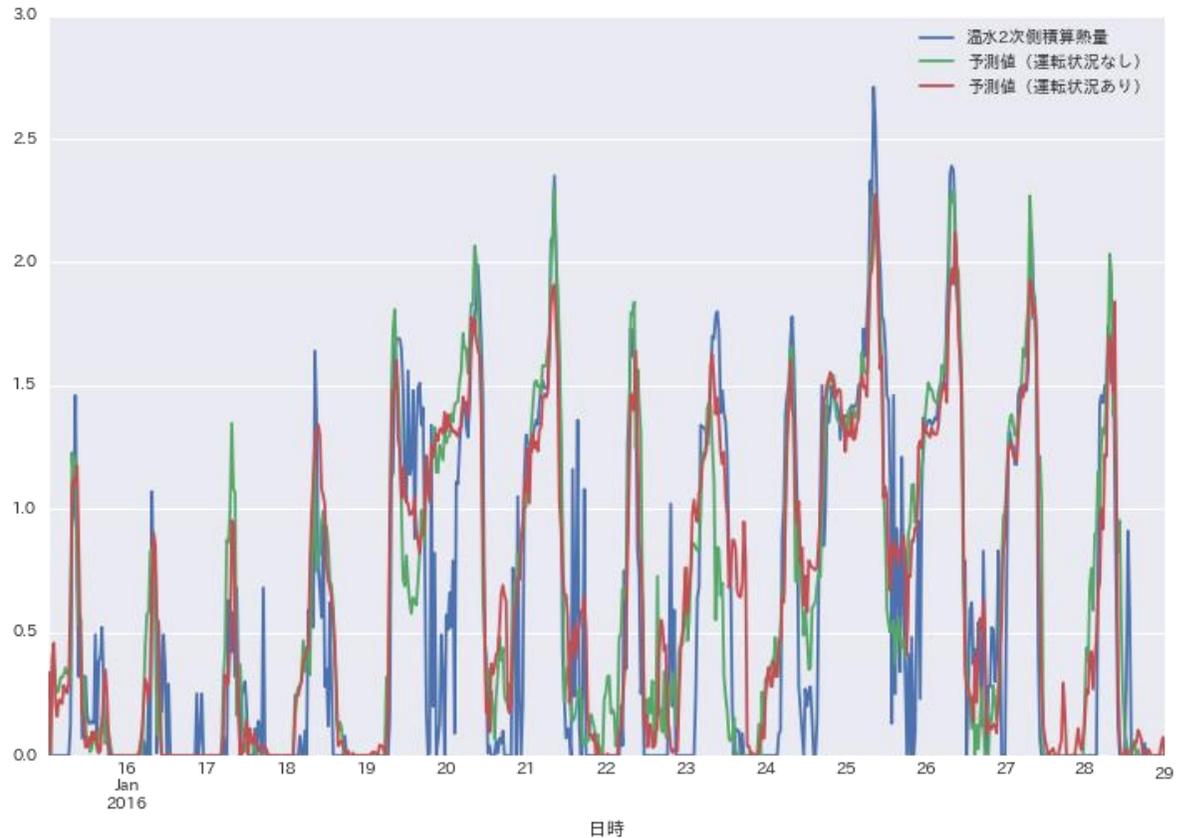
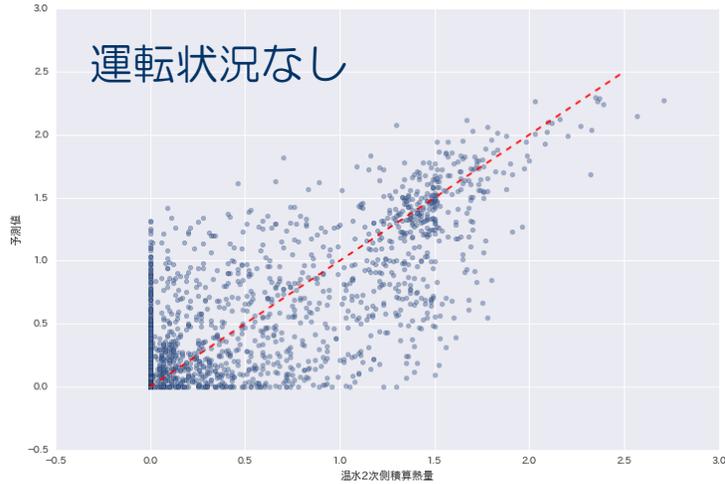
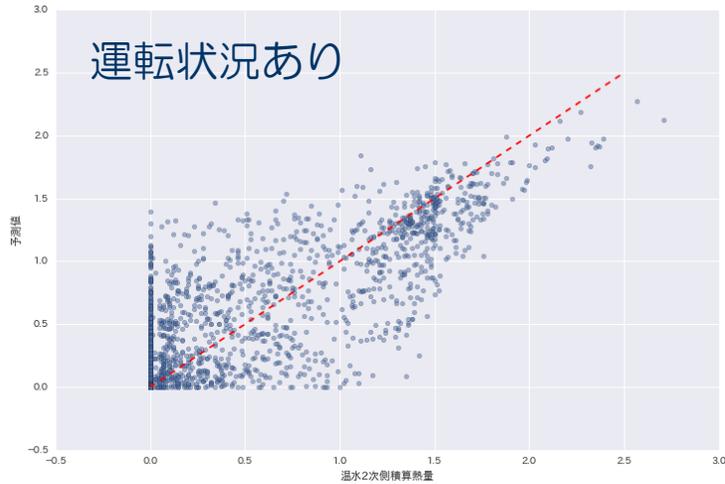
実運用想定（冷水）（空調機運転状況の有り無し比較）



- 運転状況の情報が無いほうが、高負荷の時は精度向上、それ以外の場合は精度は悪化



実運用想定（温水）（空調機運転状況の有り無し比較）



- おおむね運転状況ありのほうが正確に予測。



再学習による精度向上効果の確認

項番	学習期間	再学習の間隔
1	2015年1月から予測時点まで	1週間
2	2015年1月から予測時点まで	1カ月
3	直近1年間	1カ月
4	直近6カ月	1カ月
5	直近3カ月	1カ月
6	2015年1月から12月まで	なし

 従来の評価

- 実運用に近い形で、定期的にモデルを再学習した時の予測結果を確認
 - ○○おきにモデルを再学習し、むこう1か月を予測するといった運用をイメージ



再学習による精度向上効果の確認

- 冷水負荷では、
 - 学習期間はできるだけ長く
 - 再学習の間隔は1週間
 の時に精度が向上。

RMSE (Root Mean Squared Error)
 RMSEは数値予測問題における精度評価指標の1つ。
 予測値が正解からどの程度乖離しているかを示す。
 モデルの予測精度の”悪さ”を表すため0に近い値であるほど優れている

冷水負荷			運転状況あり		運転状況なし	
項番	学習期間	再学習の間隔	RM SE	決定係数	RM SE	決定係数
1	2015年1月から予測時点まで	1週間	0.1011	0.9241	0.1083	0.9130
2	2015年1月から予測時点まで	1カ月	0.1068	0.9152	0.1142	0.9032
3	直近1年間	1カ月	0.1070	0.9149	0.1135	0.9043
4	直近6カ月	1カ月	0.1492	0.8347	0.1572	0.8165
5	直近3カ月	1カ月	0.1458	0.8421	0.1537	0.8245
6	2015年1月から12月まで	なし	0.1192	0.8945	0.1233	0.8871



再学習による精度向上効果の確認

- 温水負荷も冷水負荷と同様に、
 - 学習期間はできるだけ長く
 - 再学習の間隔は1週間の時に精度が向上。

温水負荷			運転状況あり		運転状況なし	
項番	学習期間	再学習の間隔	RM SE	決定係数	RM SE	決定係数
1	2015年1月から予測時点まで	1週間	0.1466	0.7743	0.1592	0.7337
2	2015年1月から予測時点まで	1カ月	0.1491	0.7667	0.1607	0.7287
3	直近1年間	1カ月	0.1517	0.7584	0.1622	0.7238
4	直近6カ月	1カ月	0.2112	0.5314	0.2051	0.5582
5	直近3カ月	1カ月	0.2022	0.5706	0.1967	0.5936
6	2015年1月から12月まで	なし	0.1538	0.7515	0.1685	0.7019



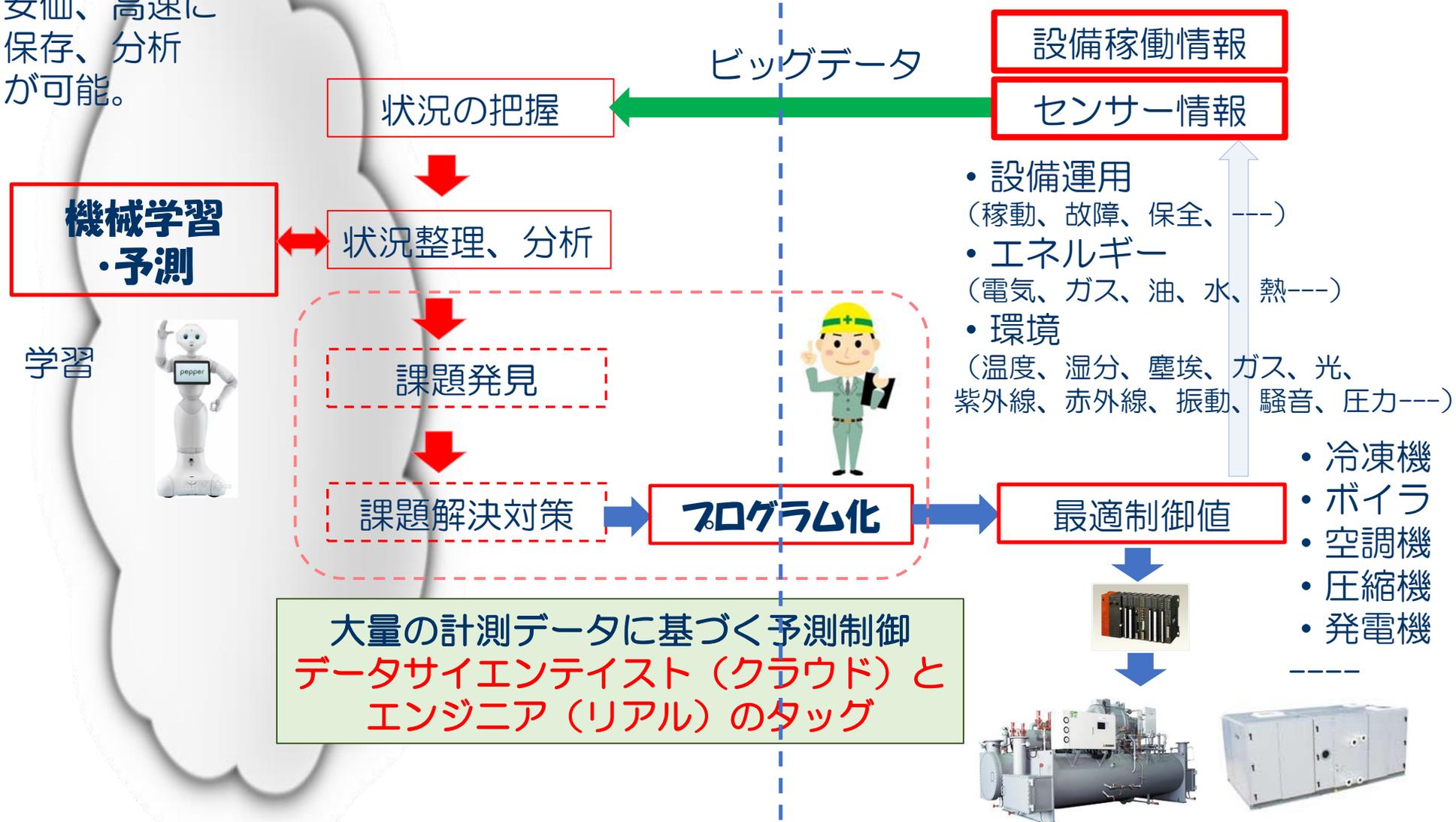
IoT・Cloud・AIを活用した制御



IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（熱源最適制御）

Cloudの利用で大量データを安価、高速に保存、分析が可能。

大量の計測データに基づく設定値最適化による高効率制御
固定設定値への自動制御から設定値の最適制御へ





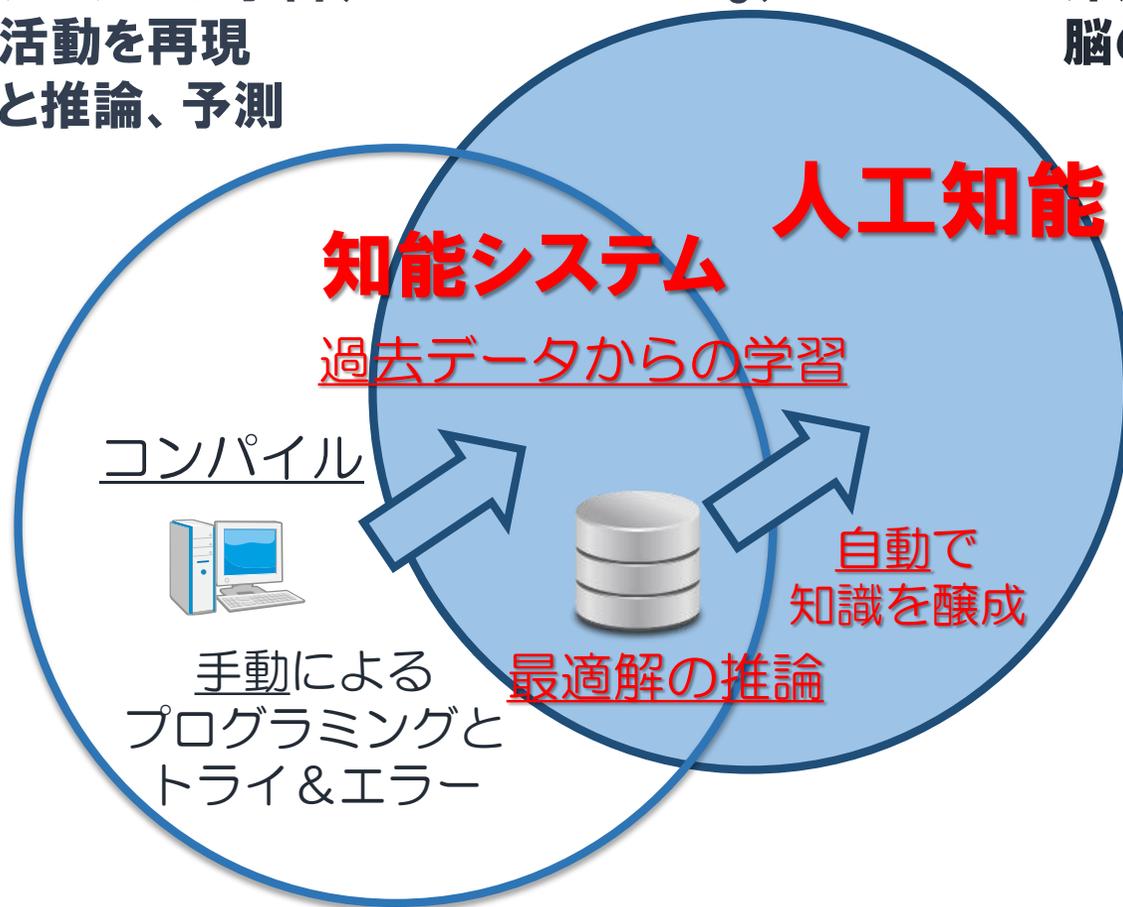
複雑で多様なルール（条件）をベースにプログラムにより最適解を導き出す。
複雑すぎて人間では瞬時に解を求められないため知能システムを利用する。

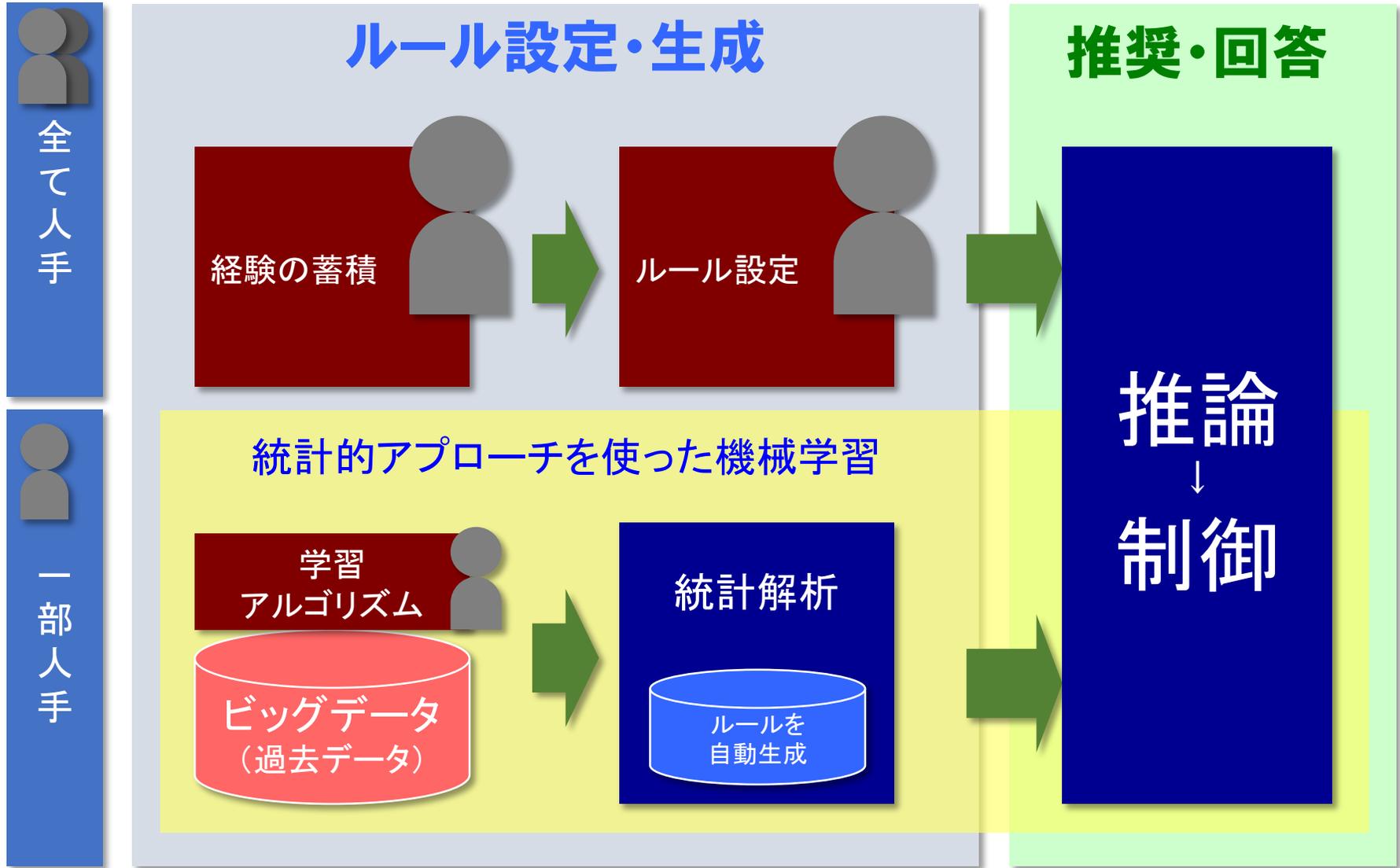
知能システム

過去データから学習 (Machine Learning)
知的活動を再現
学習と推論、予測

人工知能

深層学習 (Deep Learning)
脳の活動を再現

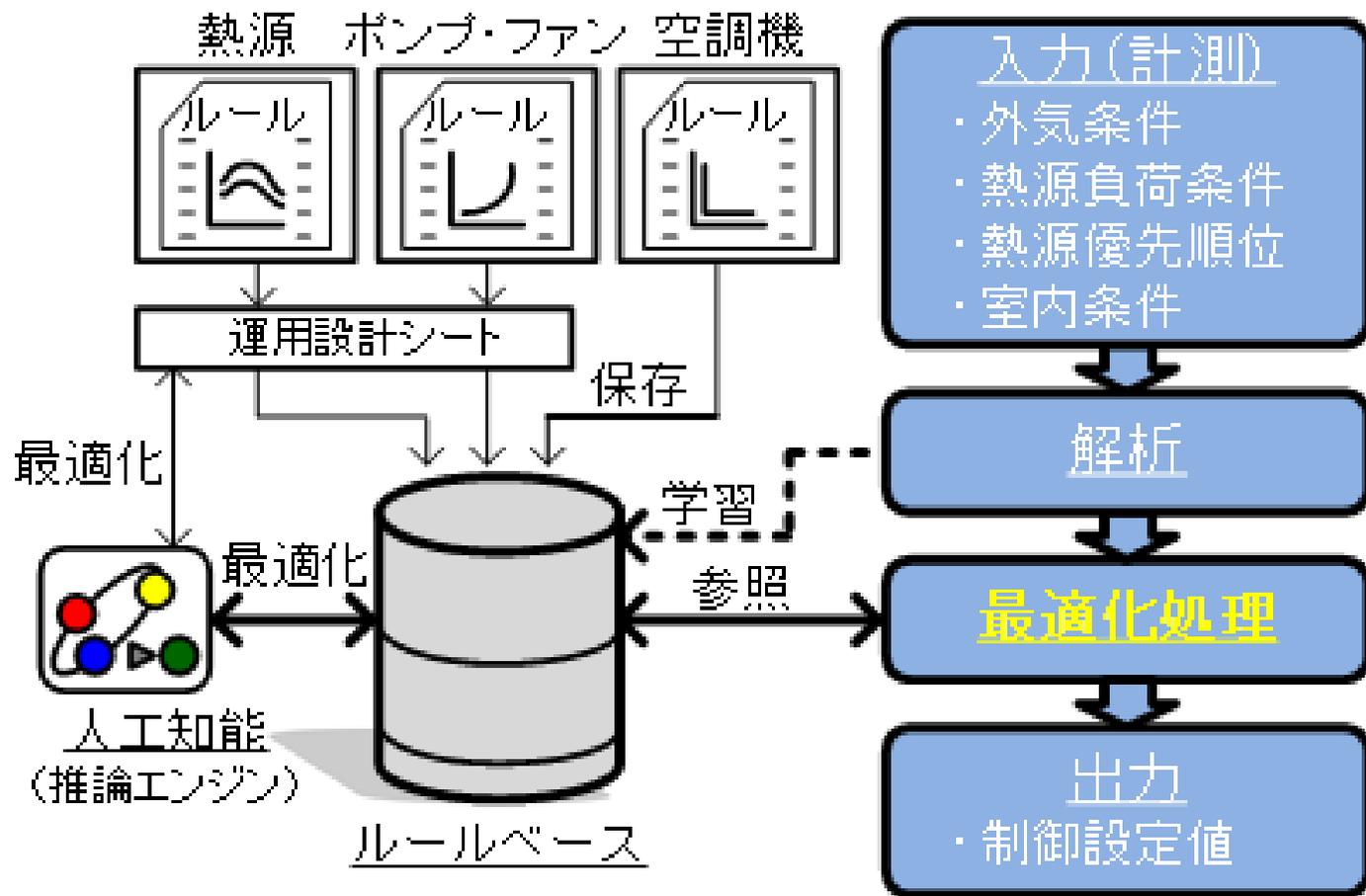






IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（熱源最適制御）

ルールエンジンの熱源システム最適制御への適用
事前シミュレーションによる運用ルールのデータベース化
計測入力条件下で運転効率が最適になる運用方法を推論





IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（熱源最適制御）

最適化の概要

従来コントローラ (PLC)	最適化条件ごとに、入力項目と出力を関連付けた膨大な制御プログラムの構築が必要
GDoc®	機器特性、入力項目と出力、最適化条件、別途作成した運用設計シートをデータベースに登録。推論エンジンを活用して、最適値を抽出

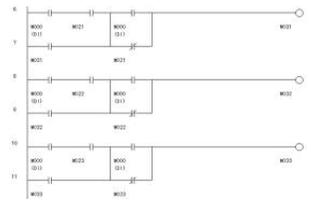
【従来の熱源システム】

外気温湿度
二次側冷水流量
冷水温度(一定)



シーケンサ

知識と専門性が必要



ラダープログラム

四則演算・If-Then



冷水温度
冷却水温度
冷凍機運転台数

設定値は1つ
最適値とは限らない

【GDoc®のルールエンジンによる最適化】

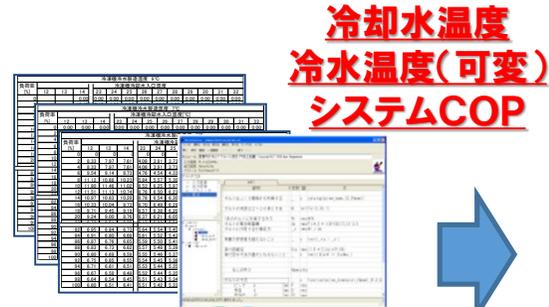
入力パラメータが変わる

外気温湿度
各部屋の温湿度
要求製造熱量



コンピュータ

変更が簡単
容易に設定できる



推論エンジン

四則演算・カタログ・制約
ケーススタディ

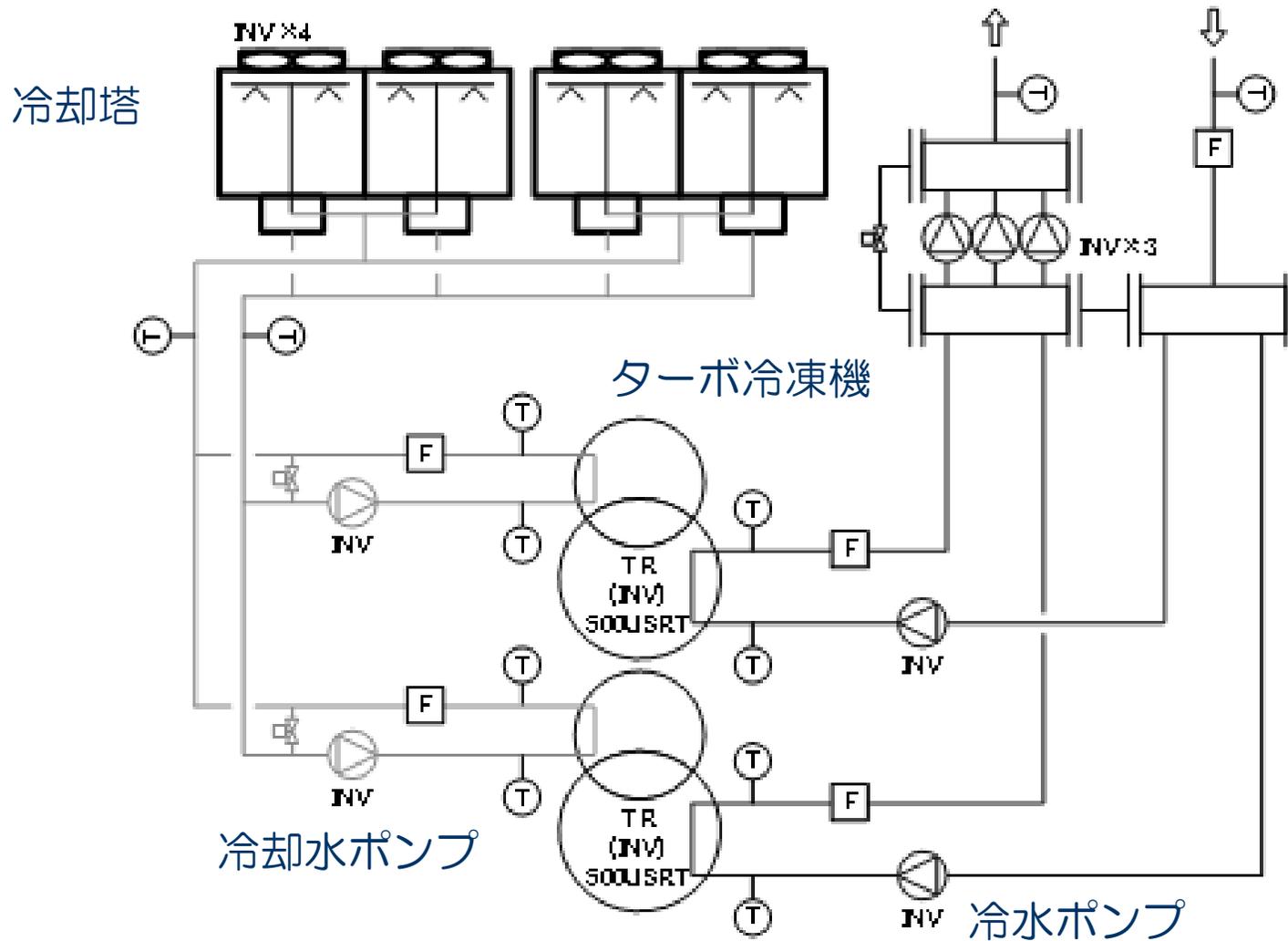
システムCOPを
最高にする

冷水温度
冷却水温度
冷凍機運転台数

最適値を抽出
自動可変が可能



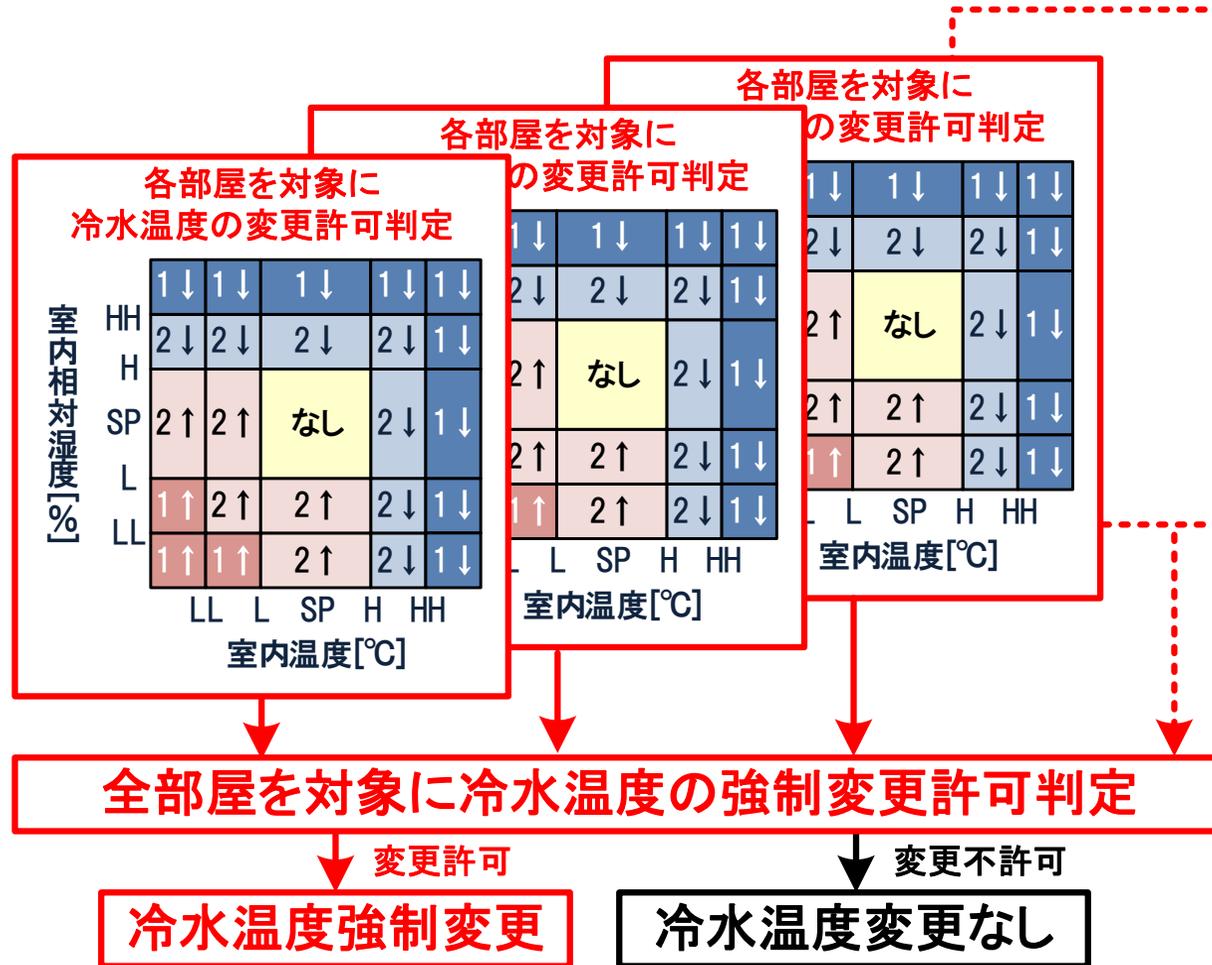
某工場実証試験冷熱源システム





IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（熱源最適制御実証事例）

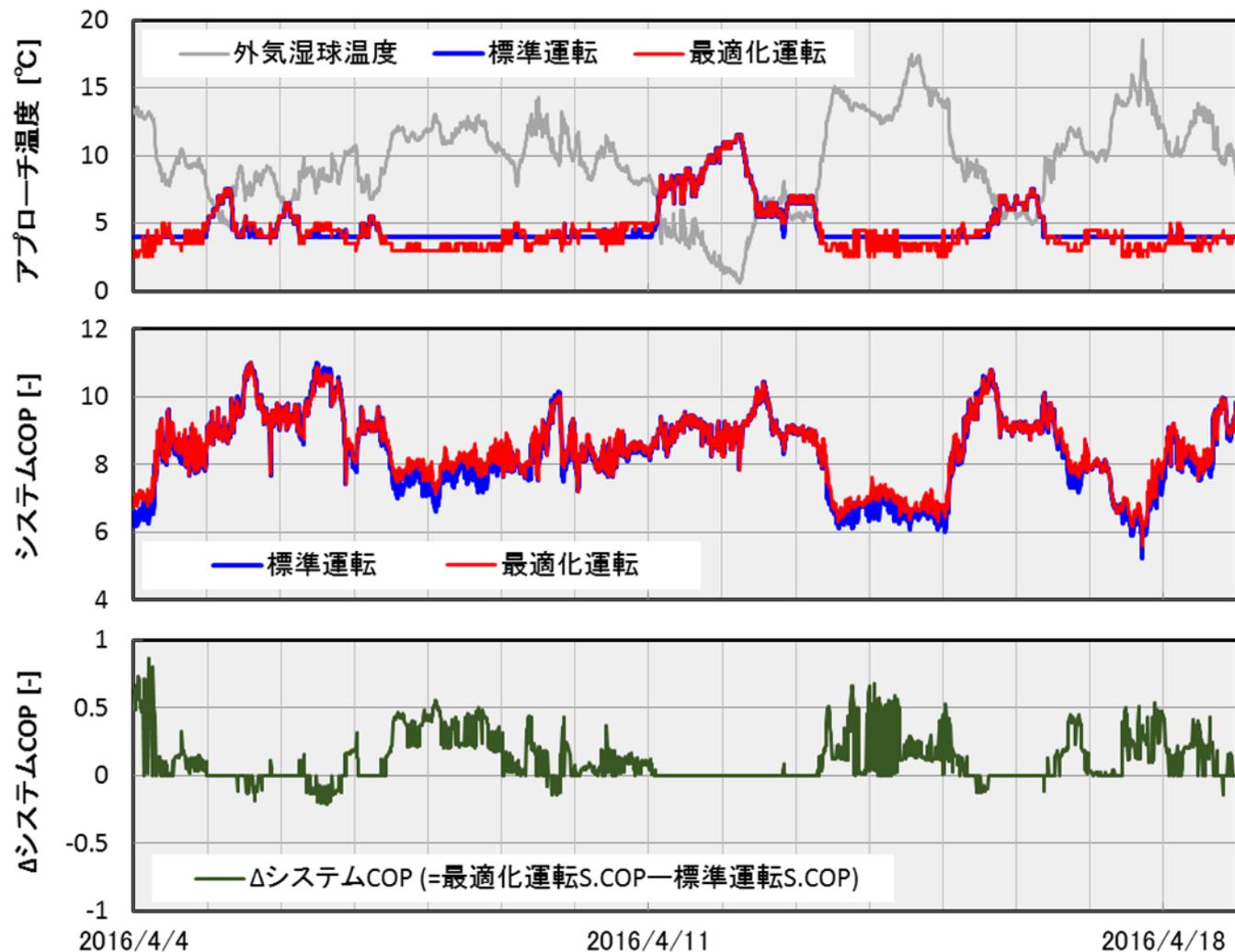
室内温湿度状況、冷凍機効率、ポンプ効率から システムCOPが最高となる冷水温度に自動変更





IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（熱源最適制御実証事例）

冷却水ポンプ動力、冷却塔ファン動力、冷凍機効率、外気湿球温度から システムCOPが最高となる冷却水温度に自動変更



アプローチ温度
4°C以下の時に
効果あり

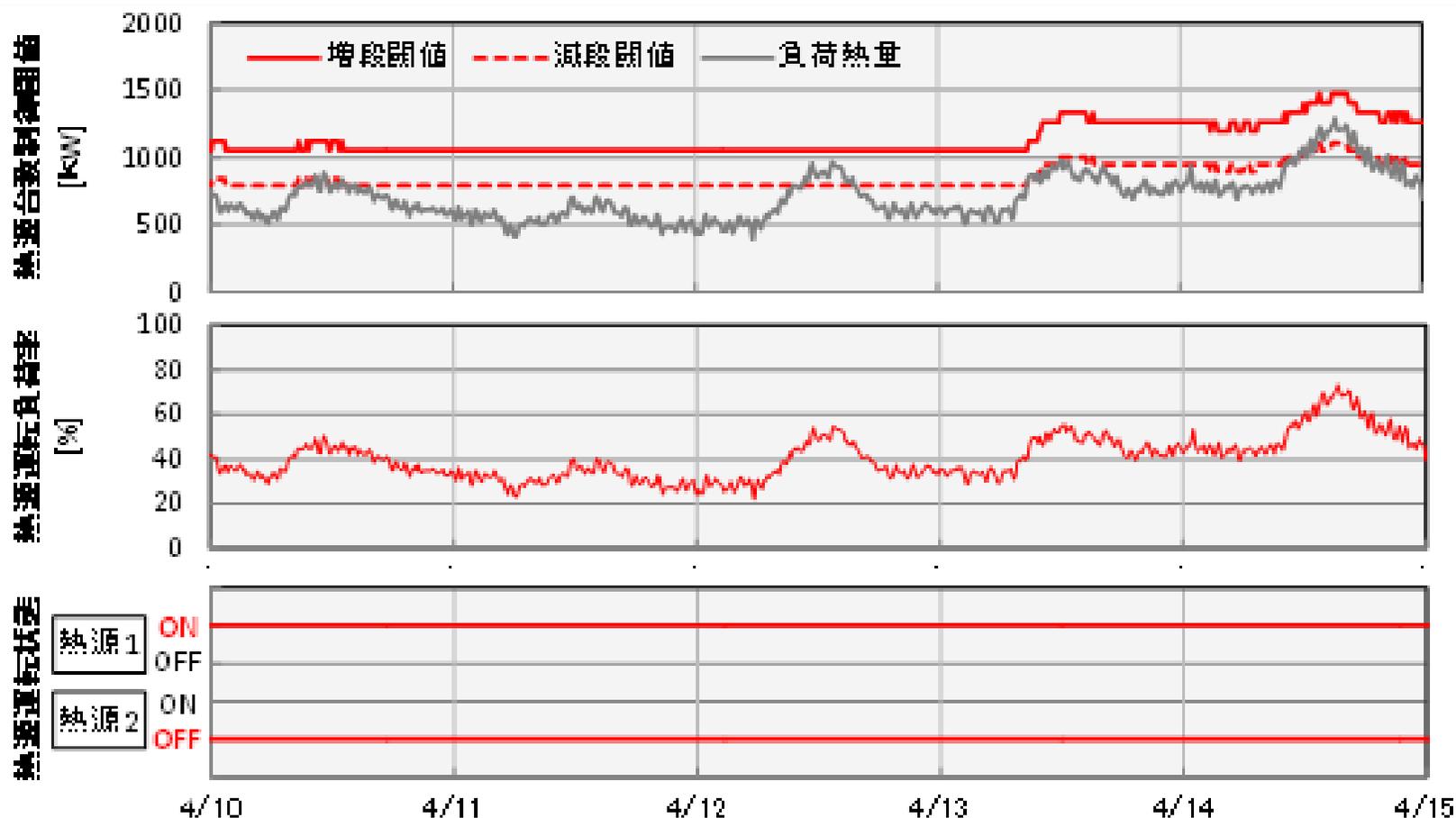


システムCOP
最大0.7上昇



IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（熱源最適制御実証事例）

冷水温度および冷却水温度による冷凍機能力、効率から運転台数が最適になるよう増減段閾値を自動変更





IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（熱源運用評価事例）

GDoc - Google Chrome
 https://www.greenair-tte.com/GDocAD04/USER20Servlet?CLIENT_ID=cb3d7485-e15b-495c-ac95-ac2549f6eb24&SW

階層化グラフ表示 ~Sample~ 最終更新日時：2014年9月2日(火) 23:50 メニュー

2014年9月2日(火) システム全体 熱源 搬送

TR-1 システム消費電力量 -> TR-1 COP部分負荷特性 -> COP -> 製造熱量・電力 -> 冷水温度・流星

TR-1冷水温度 — 冷水入口温度 — 冷水出口温度

TR-1冷水流量 ■ 冷水流量 — 定格流量

エネルギー消費量

TR-1 システム消費電力量

評価指標

TR-1 COP部分負荷特性

トレンド①

COP

トレンド②

製造熱量・電力

2014年9月

日	月	火	水	木	金	土
31	1	2	3	4	5	6
7	8	9	10	11	12	13
14	15	16	17	18	19	20
21	22	23	24	25	26	27
28	29	30	1	2	3	4
5	6	7	8	9	10	11

週間 月 3ヶ月 年

データエクスポート

主要評価項目に追加

主要評価項目から削除

現在の状況

21.9°C
84%RH

メッセージ

冷水温度差が6K以下であり、冷水流量の過多が考えられます。

good

対象値の評価

- *TR-1 冷水温度差[°C] 5.4(5.0~6.0) 良
- ・TR-1 冷水入口温度[°C] 12.3
- ・TR-1 冷水出口温度[°C] 6.9

Copyright (C) 2014 Takasago Thermal Engineering Co., Ltd.

運用状況の評価、原因の推定



IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用（クラウドデータプラットフォーム）

リアルタイム環境評価

機械学習

(空調負荷予測、予防保全等)
MS-Azure

監視装置メーカー

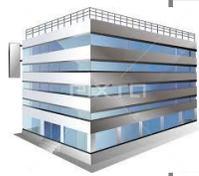


データ収集・蓄積プラットフォーム

データ収集・蓄積
クラウドサーバ

GDoc® 人工知能 (ルールエンジン最適制御)

データ収集対象建物



中央監視システム



製造装置
検査装置など
エネルギー消費設備

IoT Gateway

データ
収集

無線センサ
ネットワーク

グリーンセンサ



空調、熱源設備など



他クラウドサービス

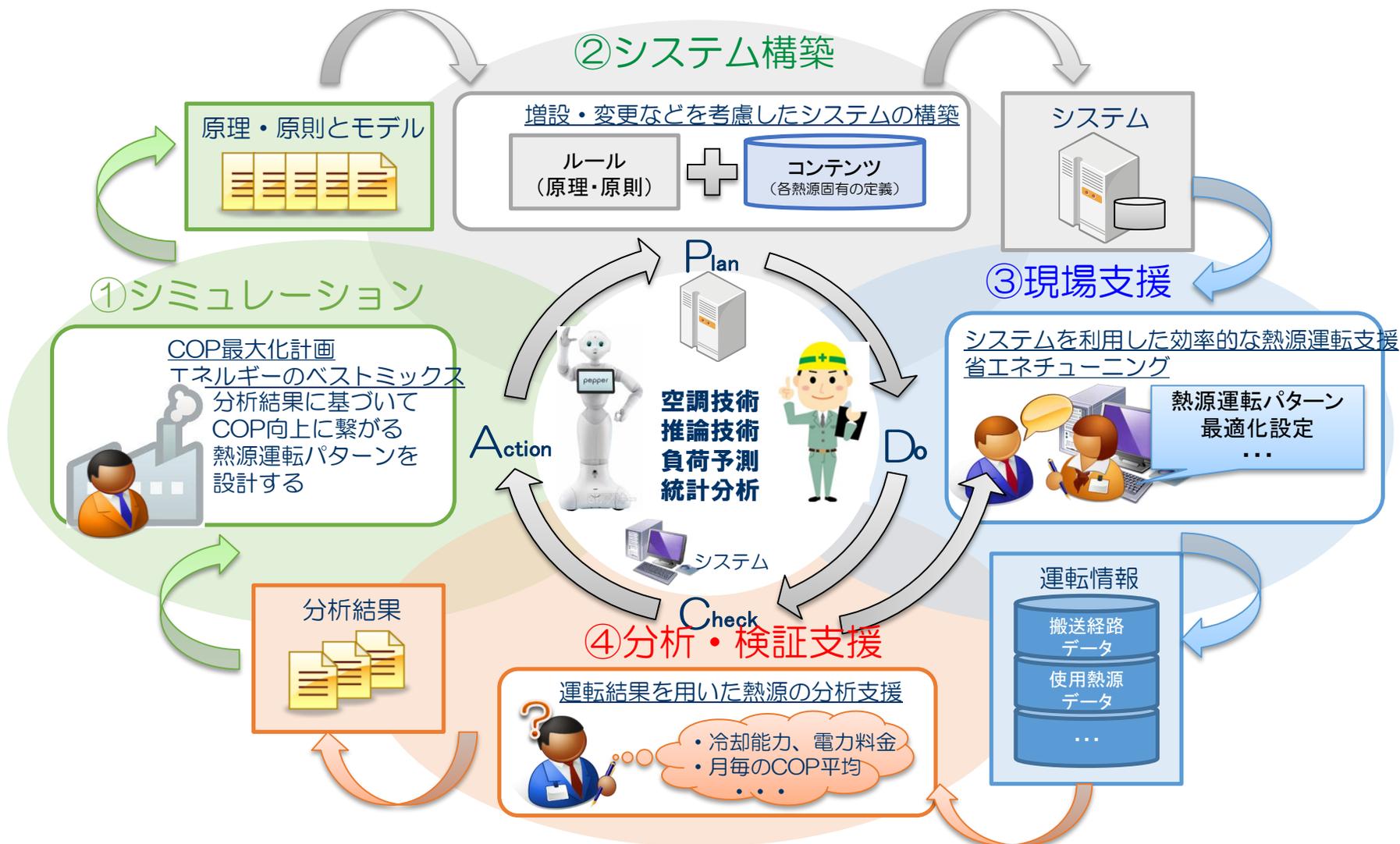
クラウドGODA®

(分析・マネジメント)



IoT・Cloud・AI 技術の課題解決への活用

高砂熱学グループは、当社エンジニアがAIを活用した継続的なサービスにより、お客さま設備の最適運用を実現。





ご清聴を感謝いたします。

