

DHC プラントにおける AI 技術を活用した最適設定自動化手法の導入事例

福井 雅英 (新菱冷熱工業株式会社)

DHC プラントの高効率運転には、機器の運転スケジュール管理や機器の最適な設定値での制御などの運転管理を行う必要がある。そこで、DHC プラント全体のさらなる省エネルギー運用を実現するとともに監視員の業務改善による運転管理の品質向上を目指して、AI 技術を活用した最適設定自動化手法 (以下、AI 最適自動制御) を開発した。本稿では、AI 最適自動制御の概要のほか、既設 DHC プラントにおいて、高効率インバーターボ冷凍機の単独運転を対象として導入した事例を報告する。

運用実績から、AI 最適自動制御は、従来手法による運転に比べて 4.0 % の消費電力量削減効果が得られた。一方、実績値が少ない領域では AI による予測モデルがシステムの特性を正しく再現できていない条件が確認された。そこで予測モデルに改良を行い、エネルギー消費量を試算した結果、さらなる消費電力量削減効果が見込まれることを示した。

AI 最適自動制御の導入により、これまでの制御システムでは困難であった最適化が可能となるが、運用にあたっては、適切な学習データの準備が重要であるとともに、十分な性能検証を行い、予測モデルを適切に育成する必要がある。

(1) はじめに

都市型地域冷暖房システムは、主な熱供給先が業務ビルであることから、冷熱、温熱ともに低負荷の発生頻度が多い特徴がある。とくに冷熱のピークは夏期の平日昼間などわずかであり、年間の大部分は熱源機器の部分負荷運転が行われる。このため部分負荷運転時のエネルギー効率を高めることがプラント全体の効率を高めることにつながり、部分負荷のエネルギー効率の高いインバーターボ冷凍機の活用がプラント全体の効率を向上させる有効な手法の一つであるといえる。

本稿では、AI 技術 (機械学習および最適値探索) を活用した最適設定自動化手法の概要を示し、既設 DHC プラントにおいて、高効率インバーターボ冷凍機の単独運転を対象として導入し運用した事例を報告する。

(2) 対象の冷水供給システムの概要

冷熱源システムの概略フローを図-1 に、冷熱源設備概要を表-1 に示す。既設 DHC プラントは 1990 年に冷水供給を開始、隣接するサブプラントと冷水ネットワーク

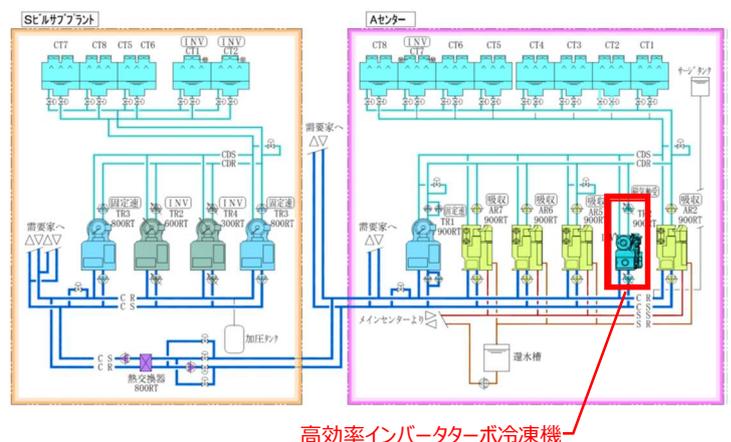


図-1 既設 DHC プラント 冷熱源システムフロー

を構築してプラント相互に熱を融通しながら、エネルギーの面的利用によって需要家の冷熱負荷を賅っている。既設 A センターの高効率インバーターボ冷凍機 [900 RT × 1 台、磁気浮上軸受・二重冷凍サイクル採用] (以下、冷凍機) は 2017 年 9 月より運転を開始した。

表-1 冷熱源設備概要

プラント名称	仕様		プラント名称	仕様	
	機器種別	能力・台数		機器種別	能力・台数
SEILサブ	インバーターボ冷凍機	600 RT × 1	Aセンター	吸収冷凍機	900 RT × 4
		300 RT × 1		高効率インバーターボ冷凍機	900 RT × 1
	ターボ冷凍機	800 RT × 2		ターボ冷凍機	900 RT × 1
合計	2,500 RT		合計	5,400 RT	

← AI最適自動制御の適用対象

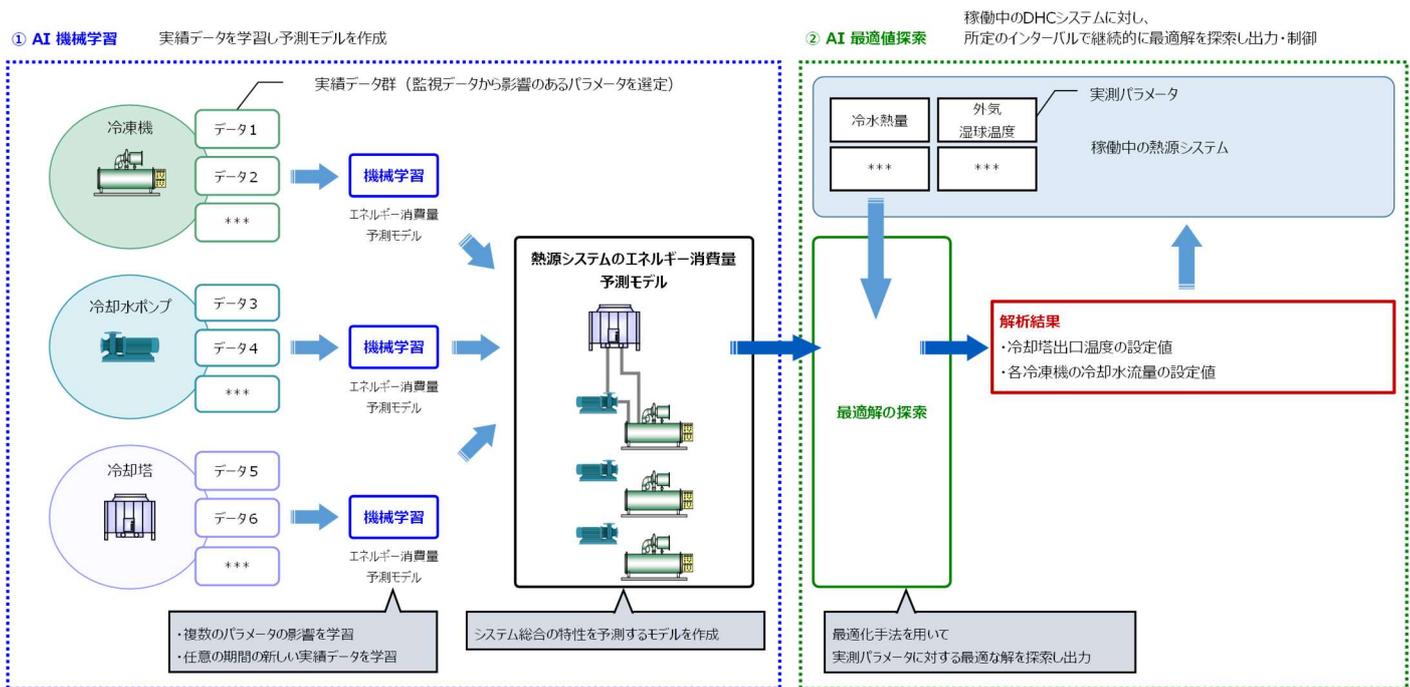


図-2 AI 制御機構の概要

(3) AI 技術を活用した最適設定自動化手法の概要

A センターにおける従来の運転方法（以下、従来手法）は、冷却水流量については、運転オペレータが冷凍機の冷却水出入口温度差を設定し（最大 5℃差）、それにより冷却水ポンプのインバータ変流量制御が行われるものであり、冷却水温度については、外気湿球温度+固定偏差となるように自動制御されるものであった。一方、気象条件（外気湿球温度等）や熱負荷の変動があるなかで、それらに応じた冷却水流量、冷却水温度の最適な設定値は刻々と変化する。仮に最適な設定値が計算可能としても、従来手法では、この刻々と変わる最適な設定値にオペレータが手動で対応することは人為的負荷が大きく、困難である。

AI 技術を活用した最適設定自動化手法（以下、AI 最適自動制御）は、この課題を解決するため、従来手法では固定的な設定方法であった部分について、機械学習と最適値探索を適用し、自動化システムを構築したものである。AI 最適自動制御では、与条件（実測データ）に対する最適値の探索および設定値変更を自動化することで、運転員の人為的負荷軽減を目指した。また、短時間（10分間隔）で運転状況に応じて最適設定値が更新される仕組みとし、エネルギー効率の向上を目指した。さらに、任意のタイミングで実績データを学習させ、機器特性を運用に継続的に反映することを可能とした。

機械学習と最適値探索を適用した部分を“AI 制御機構”とし、その概要を図-2 に示す。機械学習の部分では、実測データの中からエネルギー消費量に影響する因子を

説明変数として機械学習し、冷凍機、冷却水ポンプ、冷却塔のエネルギー消費量の予測モデルを作成する。これらの機器のエネルギー消費量を予測する複数のモデルを統合して、熱源システム全体の予測モデルを作成する。最適値探索の部分では、熱源システム全体の予測モデルと実測パラメータから、最適化手法（非線形計画法）により最適解を探索および出力し、稼働中の熱源システムに制御設定値を反映する。本件では第一段階として、冷凍機単独運転を対象として消費電力量予測モデルを作成し、冷却水温度および冷却水流量の最適設定自動化システムを構築、導入した。

(4) 消費電力量予測モデルの精度確認

熱源システム全体の消費電力量予測モデル（以下、初期モデル）の精度を確認するため、プラントへの導入に先立ち、初期モデルの消費電力量の予測値と実績値を比較した。初期モデルは、2018年4月～2019年5月（13ヶ月分）の実績データ（インバーターターボ冷凍機単独運転時、1時間ごとのデータ）を訓練データとして作成した。精度確認のための実績値との比較は、2019年6月～2019年8月とした。初期モデルの消費電力量の予測値と実績値の比較結果を図-3 に示す。予測値と実績値は概ね近い結果であり、EEP（式1:Expected Error Percentage、誤差の標準偏差を実績最大値で割った値、最大値に対してどの程度の誤差が予想されるかを示す指標）による評価では2.14%、RMSE値（式2:平均平方二乗誤差 Root Mean Squared Error、実績値と予測値の

差を二乗してから期間平均し、平方根をとったもの) は 10.0 kWh、MAE 値(式 3:平均絶対誤差 Mean Absolute Error、実績値と予測値の差の絶対値を期間平均したもの) は 7.7 kWh となり、それぞれ十分に小さく、予測モデル精度として支障ないことを確認した。

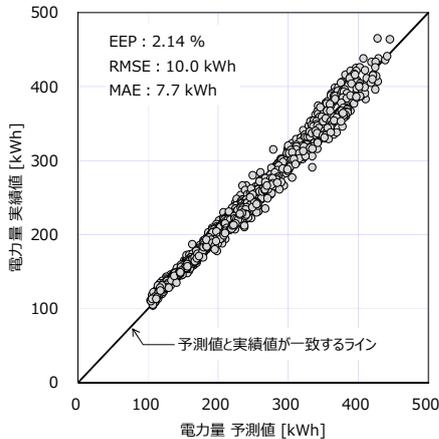


図-3 初期モデルの電力量の予測値と実績値の比較 (導入前 1 時間積算値)

$$EEP = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}}{y_{i,max}} \times 100 [\%] \quad \dots (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad \dots (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad \dots (3)$$

\hat{y}_i : 予測値
 y_i : 実績値
 $y_{i,max}$: 実績最大値
 n : データ数

(5) AI 最適自動制御の運用実績

1) エネルギー消費量削減効果の確認

AI 最適自動制御は、2020 年 3 月より既設 A センターにて運用を開始した。AI 最適自動制御の導入効果を確認するため、

- A. 冷却水定格流量×冷却水温度 32℃ (仕様値) の運用
- B. 冷却水定格流量×冷却水温度 12℃ (下限値) の運用
- C. 従来手法 (AI 最適自動制御導入前)
- D. AI 最適自動制御

の各ケースにおける単位製造熱量当たりの機器別消費電力量の比較を図-4 に示す。

A および B は LCEM ツールを用いたエネルギーシミュレーションの値である。C は従来手法による運転実績 (2017 年 12 月～2018 年 11 月)、D は AI 最適自動制御による運転実績 (2020 年 4 月～2021 年 3 月) である。C は A、B と比較してそれぞれ -51.7%、-23.8% の省エネルギー運用となっていた。

C と D の比較から、AI 最適自動制御による運転は従来手法による運転に比べて 4.0% の消費電力量削減効果

が得られた。

さらに、C と D について、冷凍機運転負荷率が 50% 未満と 50% 以上の場合の消費電力量の比較を図-5 に示す。冷凍機負荷率 50% 未満では、AI 最適自動制御は、従来手法と比較して 7.7% の消費電力量削減効果が得られた。冷凍機負荷率 50% 以上では、AI 最適自動制御は、従来手法と比較して 2.9% の消費電力量増加となった。冷凍機負荷率 50% 以上における機器別の内訳から、冷却塔および冷却水ポンプの消費電力量は削減されたが、その削減分を冷凍機の消費電力量の増加量が上回ったことがわかる。

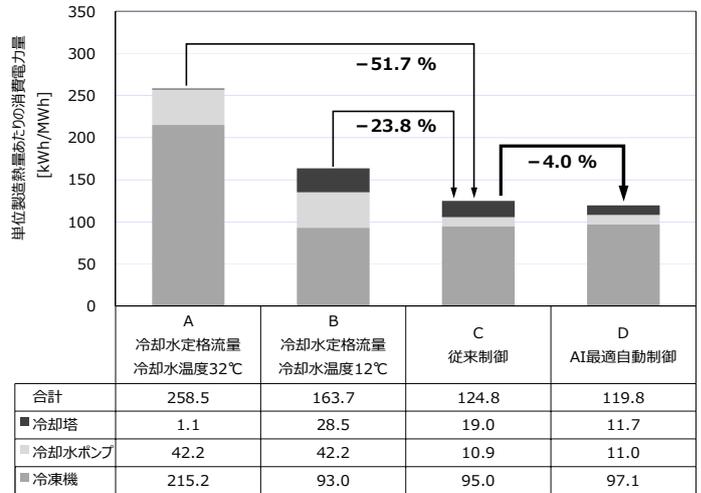


図-4 単位製造熱量当たりの消費電力量の比較

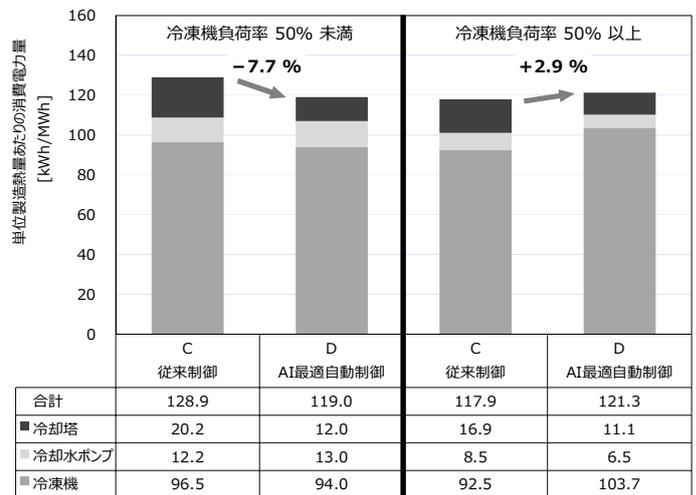


図-5 冷凍機負荷率 50%未満・50%以上それぞれの単位製造熱量当たりの消費電力量の比較

2) 消費電力量の予測値と実績値の比較

AI 最適自動制御にて運用した際の熱源システム全体の消費電力量の予測値と実績値の比較を図-6 に示す。冷凍機運転負荷率が 50% 未満では、消費電力量の予測値と実績値は概ね近い結果であり、EEP 評価は 3.81%、

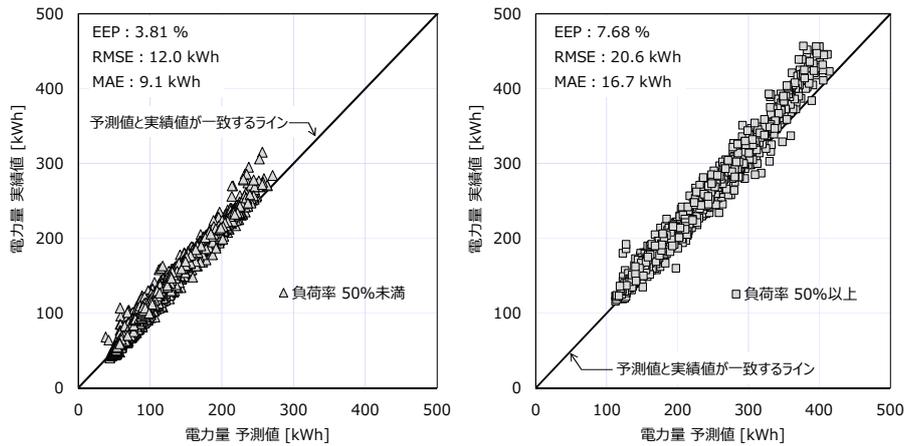


図-6 初期モデルの電力量の予測値と実績値の比較
(導入後 1 時間積算値)

RMSE 値は 12.0 kWh、MAE 値は 9.1 kWh となり、それぞれ十分に小さく、初期モデルの精度が高いことを確認した。一方、冷凍機運転負荷率が 50%以上では、消費電力量の予測値と実績値にやや乖離がみられ、冷凍機負荷率が高くなるにつれて予測値よりも実績値が大きい値になる傾向がみられた。EEP 評価は 7.68%であり、冷凍機運転負荷率 50%未満の EEP 評価 (3.81%) に対して精度が悪いことが確認された。

3) 運用結果に対する考察と課題への対応

初期モデルで運用した 2020 年 4 月～2021 年 3 月の AI 最適自動制御による運転実績値と初期モデルの訓練データ (2018 年 4 月～2019 年 8 月の実績値) について、冷凍機運転負荷率と冷却水流量比 (冷却水量定格値に対する比率) の関係を図-7 に示す。冷凍機運転負荷率 50%以上の場合、一部の冷却水流量比について従来運転の実績値 (訓練データ) が少ないことがわかる。訓練データが少ないことで初期モデルはシステムの特性を正

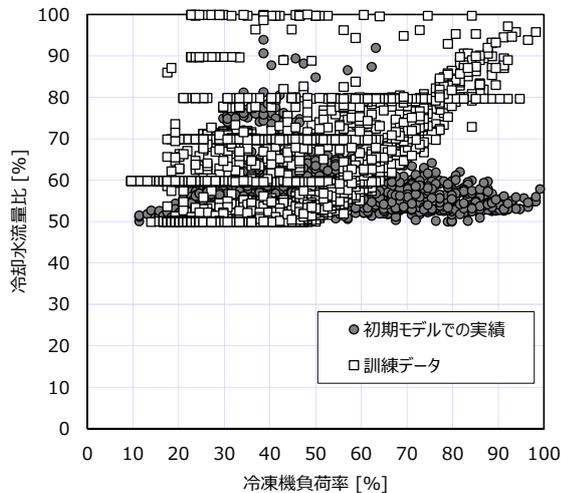


図-7 初期モデルで運用した実績と訓練データの冷凍機負荷率と冷却水流量比の関係

しく再現することができず、冷凍機負荷率が高い範囲で消費電力量の増加となったと推察される。

以上から、実績値のみを訓練データとしたこと、および、設定値として取り得る範囲の中で訓練データが少ない範囲があったことが、電力量の予測値と実績値に乖離が生じた要因と考えられる。改善策として、訓練データに冷凍機メーカー提示の部分負荷特性計画値を補完する措置を講じることとした。

(6) 予測モデルの改良

1) 改良内容

以下の手順で予測モデルの改良を行った。

- ① 冷凍機メーカー提示の部分負荷特性計画値のみを学習させた予測モデルを作成
- ② ①の予測モデルに 2018 年 4 月～2019 年 8 月の従来手法による運転実績値を含む直近の実績値を訓練データとして追加で学習させた予測モデルを作成

改良により作成された予測モデルを「改良モデル」と称する。

2) 改良モデルの精度確認

改良モデルによる 1 時間ごとの消費電力量の予測値と実績値の比較を図-8 に示す。予測モデル算出値と実績値は概ね近い結果であり、EEP による評価では 1.85%、RMSE 値は 10.0 kWh、MAE 値は 7.0 kWh となり、それぞれ十分に小さく、予測モデル精度として支障ないことを確認した。

3) 冷凍機部分負荷特性の比較

冷却水流量比が 50%の場合の初期モデルと改良モデルを使用して作成した冷凍機負荷率と冷凍機 COP の関係を図-9 に示す。初期モデルの部分負荷特性は、メーカー提示の部分負荷特性 (図-9 中破線) に対して、傾

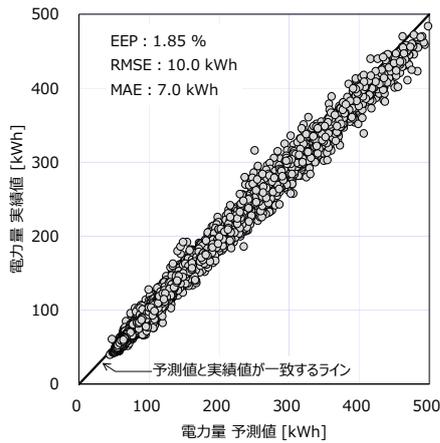


図-8 改良モデルの電力量の予測値と実績値の比較 (導入前 1時間積算値)

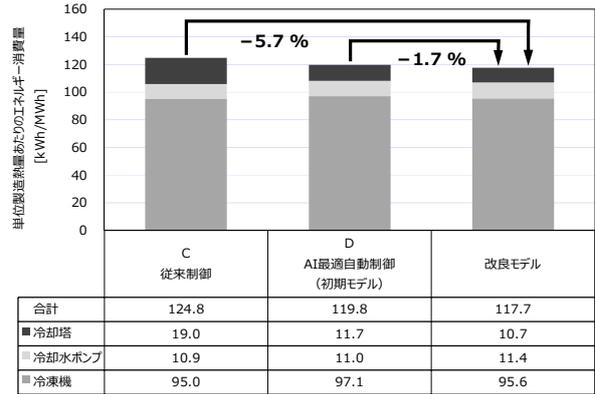


図-11 改良モデルの試算を含む単位製造熱量当たりの消費電力量の比較

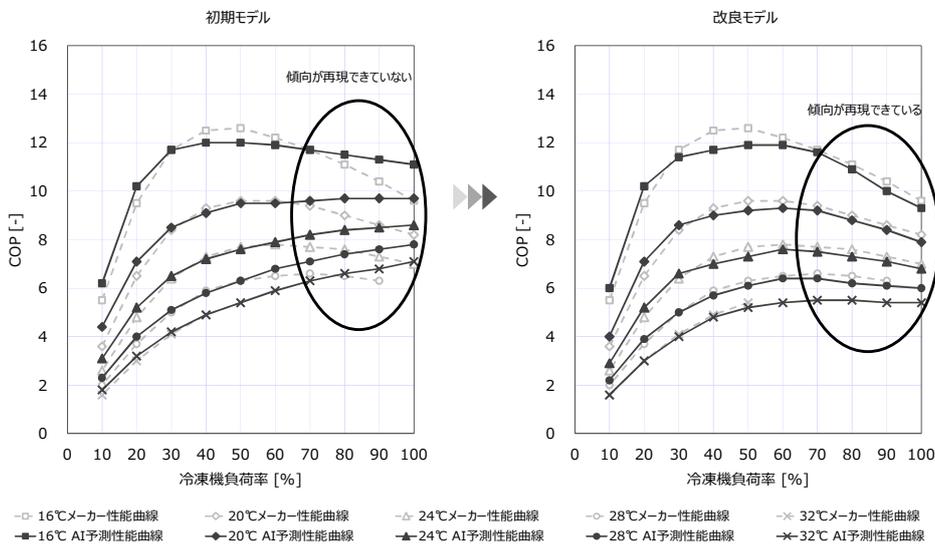


図-9 初期モデルと改良モデル 冷凍機負荷率と冷凍機 COP の関係

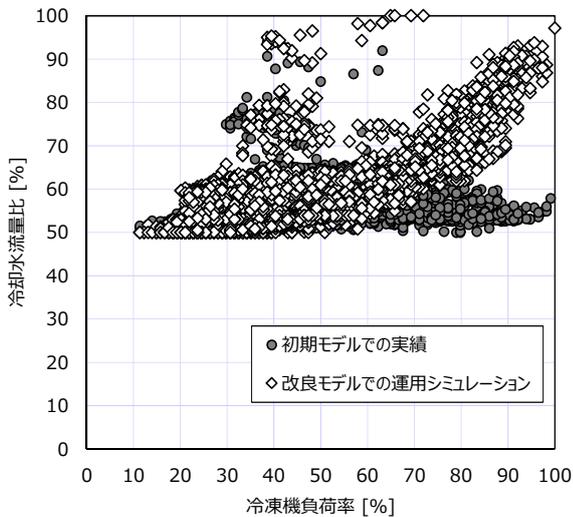


図-10 初期モデルで運用した実績と改良モデルでの運用シミュレーションの冷凍機負荷率と冷却水流量比の関係

向が異なる部分があり、冷凍機の性能特性を正しく再現できていない。改良モデルの部分負荷特性は、初期モデルで再現できていない部分の傾向が再現されていることがわかる。

4) 改良モデルによる消費電力量削減効果の試算

初期モデルで運用した 2020 年 4 月～2021 年 3 月と同条件にて、改良モデルで運用した場合をシミュレーションした。改良モデルによる運用シミュレーションでの冷凍機負荷率と冷却水流量比の関係を図-10 に示す。初期モデルで運用した結果と比較して、訓練データが少ない範囲が設定値として選択されることが大幅に減ったことが確認できる。

改良モデルで運用した場合の単位製造熱量当たりの機器別消費電力量の試算結果と図-4 における C および D との比較を図-11 に示す。改良モデルでの運用は、初期

モデルでの運用と比較して年間で 1.7 %、従来制御と比較して年間で 5.7 %の消費電力量削減効果が見込まれる試算となった。

(7) おわりに

AI 最適自動制御は、これまでの制御システムでは困難であった最適化が可能となるが、運用にあたっては、適切な学習データの準備が重要であるとともに、十分な性能検証を行い、予測モデルを適切に育成する必要がある。

現在、改良モデルを適用した AI 最適自動制御を他の複数冷凍機システムのプラントへ展開しており、さらなる省エネルギー、脱炭素化を図っていきたい。

参考文献

- 1) 矢崎淳史他：都市型地域冷暖房の省エネルギー手法に関する研究（その 3） ，空気調和・衛生工学会大会学術講演論文集,2020年,第2巻 pp.77-80
- 2) 矢崎淳史他：都市型地域冷暖房の省エネルギー手法に関する研究（その 4） ，空気調和・衛生工学会大会学術講演論文集,2021年,第2巻 pp.173-176