

機械学習を活用した熱源・空調システムのモデリング手法に関する研究 (第2報) 複数の圧縮機を搭載したターボ冷凍機における説明可能モデル実現に向けた検討

金子 友 昭 (新菱冷熱工業)
矢 島 和 樹 (新菱冷熱工業)

福 井 雅 英 (新菱冷熱工業)
尾 形 甫 (新菱冷熱工業)

1. はじめに

脱炭素社会の実現に向けて、建物の運用段階における消費エネルギーの削減は喫緊の課題である。熱源・空調システムで消費されるエネルギーは、建物全体のおよそ4割を占め、省エネルギー化が求められている。近年では、省エネルギーを図る代表的な技術として、最適制御が導入されている²⁾。さらに過去の実運転データを深層学習や機械学習に活用し、最適制御を行う事例も見られる³⁾。深層学習はモデルが推論した結果について、説明が困難である(ブラックボックス)という特徴を持つ。そのため、モデルの推論根拠や判断基準を人間が理解可能な形で提示できる説明可能な推論モデルの必要性が高まっている⁴⁾。一般的に、推論モデルの説明可能性と推論精度はトレードオフの関係にある。双方を両立したモデルの研究開発が進んでいるが、熱源・空調システムにおける事例は少ない。

説明可能なAIの手法としては、例えば、モデルの推論誤差に影響する要因から複数の指標を定義し、推論誤差に対する各指標の寄与度を求めることで、推論誤差が生じる要因を断定する方法⁵⁾などがある。本報では、複数の圧縮機を搭載したターボ冷凍機を対象として、説明可能性と推論精度を両立したモデルの構築を目指す。冷凍機の機器構成を考慮し、説明変数に使用する計測値の前処理とモデルの構成を工夫することで、モデルの細分化および分析が可能になる。これを本報におけるモデルの説明可能性と定義する。説明可能性に優れることでモデルが異常な推論値を出力した際、原因追及の迅速化や適

正化に貢献する。

2. 検討対象

ターボ冷凍機には、圧縮機を1台搭載した機種と2台搭載した機種、さらに圧縮機を2台搭載した機種には、2台を直列に接続した機種(以降、タンデムターボ冷凍機とする)と並列に接続した機種(以降、パラレルターボ冷凍機とする)が存在する⁶⁾。圧縮機が2台搭載されていることにより、冷却水および冷水の流路が複雑になるため、各温度および流量の変化も複雑となる。本報では、タンデムターボ冷凍機1台とパラレルターボ冷凍機1台を対象とした。

2.1 機器仕様と機器の特徴

対象とした冷凍機の仕様を表-1に示す。いずれの機種も実際のプラントで稼働しており、主電動機の仕様は定速である。タンデムターボ冷凍機(2,000 USRT)の定格仕様は、冷水出口温度が6.0℃、冷水出入口温度差が6.0K、冷水流量が1,008.0 m³/h、冷却水入口温度が32.0℃、冷却水出入口温度差が8.0K、冷却水流量が897.8 m³/hである。主電動機の定格消費電力は1,248 kWで、COPは5.6である。パラレルターボ冷凍機(800 USRT)の定格仕様値は、冷水出口温度が6.0℃、冷水出入口温度差が6.0K、冷水流量が403.2 m³/h、冷却水入口温度が32.0℃、冷却水出入口温度差が8.0K、冷却水流量が358.7 m³/hである。主電動機の定格消費電力は524 kWで、COPは5.3である。

表-1 対象冷凍機の仕様

種類	冷凍能力 [USRT]	冷水出入口温度 [°C]	冷水流量 [m ³ /h]	冷却水出入口温度 [°C]	冷却水流量 [m ³ /h]	主電動機消費電力 [kW]	定格 COP [-]
タンデム	2,000	出口 6.0 / 入口 12.0	1,008.0	出口 40.0 / 入口 32.0	897.8	1,248	5.6
パラレル	800	出口 6.0 / 入口 12.0	403.2	出口 40.0 / 入口 32.0	358.7	524	5.3

タンデムターボ冷凍機およびパラレルターボ冷凍機の構造イメージを図-1に示す。タンデムターボ冷凍機は、冷却水系統で2つの凝縮器が直列に接続されている。したがって、それぞれの凝縮器を通過する流量は、冷凍機入口の流量と等しい。一方、温度は凝縮器2で昇温した後、凝縮器1に至るため、凝縮器1の冷却水入口温度は、冷凍機入口の温度とは異なる。パラレルターボ冷凍機は、冷却水系統で2つの凝縮器が並列に接続されている。冷却水は、稼働する凝縮器に均等に配分されると考えられる。したがって、それぞれの凝縮器を通過する流量は、冷凍機入口の流量と異なる場合がある。一方、温度はそれぞれの凝縮器入口と冷凍機入口でほぼ等しい。しかし、冷却水温度の計測点は冷凍機の出入口に1点ずつ、冷却水流量の計測点は、冷凍機の出入口のどちらかに設けられることが一般的であり、各凝縮器入口には設けられていないことが多い。ゆえに、タンデムターボ冷凍機およびパラレルターボ冷凍機の構造を踏まえると、推論モデルの説明変数に計測値をそのまま用いることが、適切とは言いきれない。そのため、計測値を前処理して説明変数に用いることが必要であると考えられる。

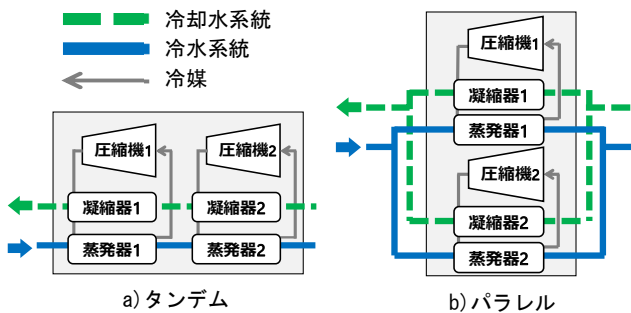


図-1 ターボ冷凍機 構造イメージ

2.2 データ

用いたデータは、いずれの冷凍機も39ヶ月分である。前半30ヶ月を学習、後半9ヶ月をテストに用いた。データは、1分ごとの計測値を1時間平均値に換算して用いた。

3. モデル

3.1 モデルの作成

モデルには、既報⁷⁾と同様に、ファインチューニング機能を設けたニューラルネットワーク（以降、NNとする）を採用した。説明変数は冷水出口温度、冷水流量、冷却水入口温度、冷却水流量、冷水出入口温度差の5変数とした。目的変数は、主電動機の消費電力とした。

説明可能性と推論精度の両立を検証するため、説明可能性の異なる3種類のモデルを構築した。

(1) 圧縮機ごとのモデル

第一のモデルとして、圧縮機ごとにモデル（以降、モデルCとする）を作成した。冷凍サイクルごとにモデルを作成し、冷凍機1台あたり2つのNNモデル（以降、モデルC_1およびモデルC_2とする）で構成される。モデルの区分および前処理を行う説明変数について、図-2に示す。タンデムターボ冷凍機において前処理を行う説明変数は、2台の凝縮器の間および蒸発器の間の温度（以降、中間温度とする）である。冷却水系統の中間温度は下流側凝縮器の入口温度として説明変数に用い、冷水系統の中間温度は上流側蒸発器の出口温度および下流側蒸発器の入口温度として説明変数に用いる。凝縮器の中間温度は、それぞれの圧力や処理熱量が未知であるため、物理計算で推定することは非常に困難である。そこで2台の凝縮器における処理熱量⁶⁾が常に一定の比率であると仮定し、冷却水の出入口温度から推定した。蒸発器も同様である。処理熱量の比率について、図-3に示す。凝縮器の処理熱量は、上流が約48.3%、下流が約51.6%である。蒸発器の処理熱量は、上流が約52.8%、下流が約47.2%である。

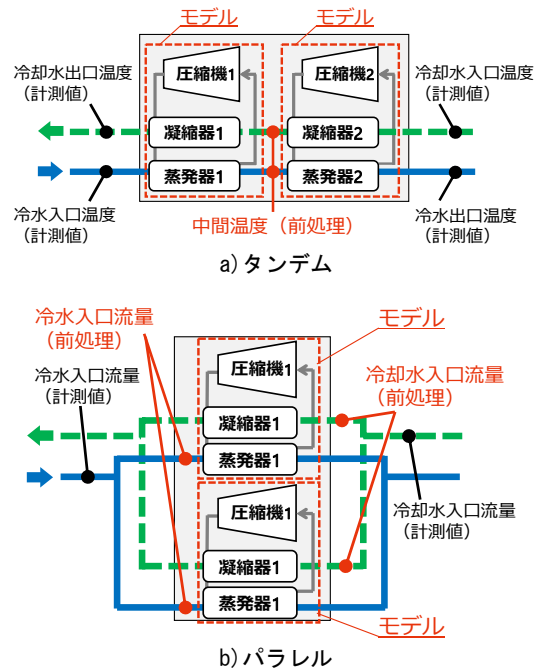


図-2 圧縮機ごとのモデル区分と前処理対象

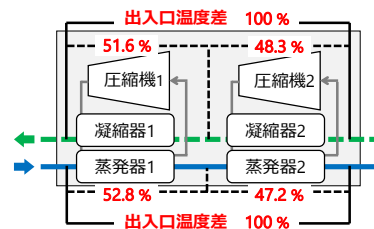


図-3 処理熱量の比率

パラレルターボ冷凍機において前処理を行う説明変数は、冷却水および冷水の入口流量である。冷却水および冷水流量の計測値を圧縮機の運転台数で除した値を説明変数に用いた。これは圧縮機の配列から、2台運転時は凝縮器および蒸発器を通過する水量が半分となるためである。

(2) 圧縮機稼働パターン別のモデル

第二のモデルとして、圧縮機稼働パターン別のモデル（以降、モデル P とする）を作成した。冷凍機 1 台は、3 つの NN モデルで構成される。冷凍機は、圧縮機の稼働台数に応じて、冷凍能力をはじめ、定格能力が異なる。つまり、全く異なる冷凍機と捉えることができる。そのため、圧縮機稼働パターンにより学習データを区別したモデルを作成した。圧縮機稼働パターンは、以下の 3 種類に分類できる。

- 1) 圧縮機 1 のみ運転
- 2) 圧縮機 2 のみ運転
- 3) 圧縮機 1 および 2 が運転

上記の圧縮機稼働パターン 1、2、3 の条件に基づき、学習対象データを区別し、それぞれモデル（以降、モデル P_1、モデル P_2 およびモデル P_3 とする）を作成した。

(3) 冷凍機ごとのモデル

第三のモデルとして、冷凍機ごとのモデル（以降、モデル I とする）を作成した。冷凍機 1 台は、1 つの NN モデルで構成される。圧縮機の区別や稼働状況の判断を行わないモデルである。

3.2 モデルの特徴

図-4 に圧縮機稼働パターンを示し、表-2 に各モデルの圧縮機稼働パターン別の運用方法を示す。モデル C は、圧縮機ごとに消費電力推論モデルを作成しているため、2台稼働時（図-4 中(c)）は C_1 と C_2 の推論値を合算することで、冷凍機全体の消費電力を求める。各モデルの学習データは、運用方法に合わせ前処理を行うため、サンプル数に違いが生じる。表-3 に学習およびテストデータのサンプル数を示す。モデル I は、冷凍機が稼働している時間の大部分を学習データに活用できるため、サンプル数が最も多い。モデル C は、説明可能性を追求しモデルを分けたため、モデル I と比較しサンプル数が少なくなるが、C_1 および C_2 で圧縮機 2 台運転時のデータを共有できるため、全体の 7 割から 8 割程度のデータを活用できる。モデル P は、データ数が現実の運転条件に依存する。条件によっては、学習データのサンプル数がモデル I の 1 割程度であり、学習が困難である恐れがある。

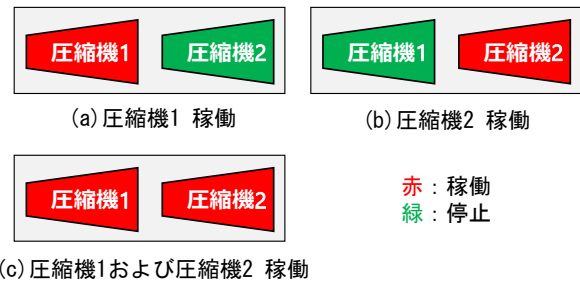


図-4 圧縮機稼働パターン

表-2 各モデルの圧縮機稼働パターン別の運用方法

モデル	図-4 中 (a)	図-4 中 (b)	図-4 中 (c)
C	C_1	C_2	C_1 + C_2
P	P_1	P_2	P_3
I	I	I	I

表-3 モデルごとのサンプル数

モデル	タンデム サンプル数		パラレル サンプル数	
	学習	テスト	学習	テスト
C_1	318	332	2,977	1,438
C_2	308		2,833	
P_1	62	332	662	1,438
P_2	47		579	
P_3	256		2,315	
I	432	332	4,082	1,438

前節で述べた通り、モデル I は、圧縮機ごとの消費電力は推論できない。そのため、説明変数と推論結果の因果関係を詳細に分析することができない。例えば、各説明変数の変化に対する圧縮機ごとの消費電力の感度を確認できない。そのため、3 つのモデルのうち、説明可能性は最も劣る。モデル P は圧縮機の稼働状況を加味しており、P_1 および P_2 は圧縮機ごとに消費電力を推論できる。しかし、P_3 はモデル I と同様に各圧縮機の消費電力の感度を確認できない。モデル C は、圧縮機ごとの消費電力を推論している。よって、説明変数の変化に対する圧縮機ごとの消費電力の感度を確認できる。また、モデル C は、推論値に異常が出た場合、どちらの圧縮機が異常であるか即座に判断できる。加えて、推論値の異常が発生する運転条件を追及可能である。運転時の様々な事象を分析可能なモデル C は、3 つのモデルの中で最も説明可能性に優れる。

モデルごとの説明変数の一覧を表-4 に示す。モデル C は、中間温度や圧縮機稼働台数に応じた流量を使用する。モデル P および I は、計測値を直接用いる。

表-4 説明変数

		冷水出口温度 [°C]	冷水流量 [m³/h]	冷却水入口温度 [°C]	冷却水流量 [m³/h]	冷水出入口温度差 [K]
タンデム	C_1	中間温度	計測値 冷凍機冷水流量	中間温度	計測値 冷凍機冷却水流量	冷凍機入口 - 中間温度
	C_2					中間温度 - 冷凍機出口温度
パラレル	C_1	計測値 冷凍機出口温度	冷凍機冷水流量 ÷ 圧縮機稼働台数	計測値 冷凍機入口温度	冷凍機冷却水流量 ÷ 圧縮機稼働台数	冷凍機入口温度 - 冷凍機出口温度
	C_2					
タンデム	P_1					
	P_2					
	P_3					
パラレル	P_1		計測値 冷凍機冷水流量		計測値 冷凍機冷却水流量	
	P_2					
	P_3					
タンデム	I					
パラレル	I					

4. 結果および考察

推論精度の評価指標として式 (1) により、モデルごとのテストデータにおける二乗平均平方根誤差 (Root Mean Squared Error : 以降、RMSE とする) を算出した。結果を表-5 に示す。なお、冷凍機全体の消費電力が評価対象である。モデル C は、モデル C_1 とモデル C_2 の推論値を合算して用いた。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad \dots\dots(1)$$

y_i : 実際の電力 [kW]
 \hat{y}_i : 推論した電力 [kW]
 n : データ数 [-]

タンデムターボ冷凍機の RMSE は、モデル C が最小であった。パラレルターボ冷凍機の RMSE は、モデル I が最小であるが、モデル C との差は 2.6 kW とわずかであった。既報より、学習データセットの違いが、テストデータの RMSE に与える影響度は明らかであり、モデル I とモデル C の差は優位ではない。よって、どちらの冷凍機においても、モデル C の推論精度が優れていた。一方で、モデル P はどちらの冷凍機においても RMSE が最大であった。これは、圧縮機がどちらか一方しか稼働していない条件における学習データのサンプル数が少ないため、十分に学習できなかったと考えられる。また 3.2 で記述したとおり、説明可能性が最も優位なモデルは C である。このことより、ターボ冷凍機は、内部の構造によらず圧縮機ごとに消費電力の推論モデルを作成することで、推論精度と説明可能性が担保できると推察される。

表-5 モデルごとの RMSE

冷凍機種類	モデル C	モデル P	モデル I
タンデム	59.1 kW	72.6 kW	72.3 kW
パラレル	22.3 kW	43.4 kW	19.7 kW

5. まとめ

本報では、タンデムターボ冷凍機およびパラレルターボ冷凍機を対象に 3 種類のモデルを構築し、説明可能性と推論精度を両立したモデルが作成可能であることを検証した。その結果、圧縮機を区別した上で圧縮機の運転台数に応じた説明変数の前処理をすることで、説明可能性と推論精度の両立が可能であることが分かった。

今後は、さらに多くの冷凍機で検証を行い、手法の信頼性を高める。また、インバータ仕様の冷凍機や吸収式冷凍機において同様の検討を行う。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、丸の内熱供給株式会社に運転データをご提供いただいた。ここに謝意を表する。

参 考 文 献

- 1) 環境省. 建築物のエネルギー消費状況 (エネルギー用途別の消費状況). <https://www.env.go.jp/earth/zeb/detail/04.html> (参照年月日 2024.5.7) .
- 2) 松下, 他 (2010). 空調用熱源システムの部分負荷運転制御法の開発と導入効果の検証. 空気調和・衛生工学会 論文集 35 巻 164 号 pp.39-47.
- 3) 矢崎, 他 (2020-2022). 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~その 5). 空気調和・衛生工学会 大会学術講演論文集.

- 4) 亀谷 (2022). 説明可能 AI 技術のこれまでとこれから. 電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ Fundamentals Review 16 巻 2 号 p. 83-92.
- 5) 佐久間, 他 (2023). MLOps を促進する予測ミス要因に応じた予測誤差の定量的分解手法. 人工知能学会全国大会論文集.
- 6) 谷村, 他 (2023). 大幅な CO2 排出量削減を実現する大容量高効率ターボ冷凍機. 三菱重工技報 VOL.60 No.2.
- 7) 尾形, 他 (2023). 機械学習を活用した熱源・空調システムのモデリング手法に関する研究 (第 1 報). 空気調和・衛生