

# ANN を用いた熱交換器、冷却塔のグレーボックスモデルの開発

畑田 健太郎

## 1. はじめに

近年、室内環境とエネルギー性能の最適化を目的として Building Energy Management System(以下、BEMS)が導入されている。BEMS の導入により建物内のエネルギー消費が可視化されたが、データの分析、運転の最適化には専門的な知識が必要であり、その専門家の不足から多くの建物でデータを十分に活用できていないことが問題となっている。BEMS データを有効に活用するための手段として、機械学習を用いて BEMS データから空調システムを自動でモデリングを行い、人の手をかきすることなく運転の最適化や不具合の検知をするツールの利用が考えられる。BEMS データから空調システム全体の再現やシミュレーションを行うためには流量の再現、運転制御の再現、機器ごとの再現が必要となる。本研究では、空調システムの自動モデリングツールを開発するにあたり、システムの運用状況を正確に把握するための機器モデルのうち、物理特性の類似している冷却塔と熱交換器の2つの機器についてのモデル開発を行う。また、作成したモデルの再現精度を過去のデータを用いて検証し評価する。

## 2. 開発ツールの概要

### 2.1. グレーボックスモデル

システムのモデル化には、機械学習は用いずに物理モデルのみから再現を行うホワイトボックスモデル、機械学習のデータマイニングにより膨大なデータから答えを見つけるブラックボックスモデル、これら2つのモデルを組み合わせたグレーボックスモデルの3種類のモデルが使用されている。ホワイトボックスモデルでは変数が多く入力作業に手間がかかる、ブラックボックスモデルでは結果に影響を与えている項目を把握することができないという欠点がそれぞれあげられる。グレーボックスモデルでは、物理モデルの一部分をパラメータとして機械学習で算出しモデルを再現するため、入力変数を減らすことができる。また、グレーボックスモデルは物理特性を反映しており、計算結果が妥当な範囲から逸脱しないことなどが利点とされている。本研究では、入力変数を BEMS データの測定項目のみで構成することとモデルに物理的な特性を反映させることを目指し冷却塔、熱交換器の両方でグレーボックスモデルを採用した。

## 2.2. 機器の変数設定

### (1) 熱交換器モデル

向流型の熱交換器をモデル化した。熱交換器の物理モデルには対数平均温度差と処理熱量の関係を基にしたものを使用した。式(1)のKAをパラメータとしてニューラルネットワーク(以下、ANN(Artificial Neural Network))を用いてフィッティングを行う対象とする。入力変数は熱源側および負荷側の入口温度とその流量、出力変数は熱源側および負荷側の出口温度である。

$$Q = KA \cdot \frac{\Delta_1 - \Delta_2}{\log \frac{\Delta_1}{\Delta_2}} \quad \text{式(1)}$$

$$(\Delta_1 = T_{h2} - T_{c1}, \Delta_2 = T_{h1} - T_{c2})$$

ここで、

Q: 処理熱量[kJ]、MTD: 対数平均温度差[K]

KA: 熱貫流率[W/m<sup>2</sup>·K]×熱交換面積[m<sup>2</sup>]

T<sub>h1</sub>, T<sub>h2</sub>: 高温側入口, 出口温度[K]、T<sub>c1</sub>, T<sub>c2</sub>: 低温側入口, 出口温度[K]

### (2) 冷却塔モデル

熱交換器モデルと同様に向流型の冷却塔についてモデル開発を行った。冷却塔モデルの開発では熱交換器で用いた対数平均温度差を潜熱の差を含めたエンタルピー差まで拡張して得られる物理モデルを使用した。

$$Q = Ka \cdot A \cdot Z \cdot \frac{\Delta_1 - \Delta_2}{\log \frac{\Delta_1}{\Delta_2}} \quad \text{式(2)}$$

$$(Ka = 7.5 \cdot \left(\frac{\lambda_g}{d_e^2 \cdot C_s}\right) \cdot \left(\frac{L}{A} \cdot \frac{d_e}{\gamma_1 v_1}\right)^{0.45} \cdot \left(\frac{G}{A} \cdot \frac{d_e C_s}{\lambda_g}\right)^{0.46} \cdot \left(\frac{d_e}{Z}\right)^{0.74})$$

$$(\Delta_1 = h_{w2} - h_1, \Delta_2 = h_{w1} - h_2)$$

$$X = 7.5 \cdot \left(\frac{\lambda_g}{d_e^2 \cdot C_s}\right) \cdot \left(\frac{d_e}{A \cdot \gamma_1 v_1}\right)^{0.45} \cdot \left(\frac{G}{A} \cdot \frac{d_e C_s}{\lambda_g}\right)^{0.46} \cdot \left(\frac{d_e}{Z}\right)^{0.74} \cdot A \cdot Z \quad \text{式(3)}$$

ここで、 $Q$ ：処理熱量[kJ]、 $MED$ ：対数平均エンタルピー差[kJ/kg]、 $L$ ：流量[m<sup>3</sup>/h]、 $G$ ：風量[m<sup>3</sup>/h]、 $\lambda_g$ ：空気の熱伝導率[W/(m・K)]、 $C_s$ ：空気湿り比熱[kJ/(kg・K)]、 $\gamma_1$ ：水の比重[kg/m<sup>3</sup>]、 $\nu_1$ ：水の粘動性係数[m<sup>2</sup>/h]、 $d_e$ ：充填層相当直径[m]、 $A$ ：冷却塔充填層断面積[m<sup>2</sup>]、 $Z$ ：冷却塔充填層高さ[m]、 $h_1, h_2$ ：入口、出口空気の湿球温度に等しい飽和空気の比エンタルピー[kJ/kg]、 $h_{w1}, h_{w2}$ ：冷却水入り口出口温度に等しい飽和空気の比エンタルピー[kJ/kg]

式(2)の $Ka$ から流量 $L$ を取り出した残りの部分と $A, Z$ をまとめたものをパラメータ $X$ として設定しANNでフィッティングを行う。冷却塔モデルの入力変数は冷却水入口温度、流量、外気温湿度、風量の5つであり、出力変数は冷却水出口温度とした。

### 2.3. 計算フロー

前節で設定した各機器のパラメータと入出力変数を表1、表2に示す。ANNのフィッティング段階では過去のデータを学習データとして用いて、機器の運転情報から前節で定めたパラメータを算出するANNを構築する。構築されたANNから得られたパラメータと入力変数を組み合わせ、物理モデルで計算して機器の再現や出口温度の予測を行っている。

表1 各機器パラメータ

機器種類	パラメータ
熱交換器	KA
冷却塔	$7.5 \cdot \left(\frac{\lambda_g}{d_e^2 \cdot C_s}\right) \cdot \left(\frac{d_e}{A \cdot \gamma_1 \nu_1}\right)^{0.45} \cdot \left(\frac{G \cdot d_e C_s}{A \cdot \lambda_g}\right)^{0.46} \cdot \left(\frac{d_e}{Z}\right)^{0.74} \cdot A \cdot Z$

表2 各機器入力・出力変数

機器種類	入力変数	出力変数
熱交換器	熱源側の入口温度[K] 負荷側の出口温度[K] 熱源側の流量[kg/h] 負荷側の流量[kg/h]	熱源側の出口温度[K] 負荷側の出口温度[K]
冷却塔	冷却水の入口温度[K] 外気温[K] 外気湿度[%] 流量[kg/h] 風量[kg/h]	冷却水の出口温度[K]

## 3. 精度検証

### 3.1. 使用するデータの概要

計測したデータをANNを構築するための学習データと構築したANNを使って機器の再現、精度結果の確認をするためのテストデータに分けて使用した。

熱交換器、冷却塔のそれぞれに対して模擬データと実測データを用いて精度検証を行った。熱交換器、冷却塔の模擬データとしてTRNSYSにより作成した水冷式システムのシミュレーションデータを使用し、熱交換器1台、冷却塔2台を対象とした。計測は1分間隔で、2016年7月8日~9月30日、2017年7月8日~9月30日の期間の測定とし、2016年と2017年のデータをそれぞれ学習データ、テストデータとして用いた。熱交換器の実測データには計測期間2017年の7月1日~9月30日、計測間隔1分のデータを使用し、7~8月を学習データ、9月をテストデータとして熱交換器2台に対して再現を行った。冷却塔の実測データには2015年7月1日~10月4日の期間に15分間隔で測定したデータを7~8月を学習データ、9~10月をテストデータとして使用し、冷却塔2台の運転を1つにまとめたものとして再現した。

### 3.2. ケース設定

ANNによりフィッティングする際に機器の運転状況として与える項目の組み合わせとその精度をいくつかのケースについて調べた。

#### (1) 熱交換器

熱源側および負荷側の入口温度と流量、外気温、ON/OFFの項目に対してケース設定を行った。熱源側および負荷側の入口温度と流量は固定し外気温、ON/OFFの有無についての4つのケースについて検討した。4つのケースを表3に示す。

#### (2) 冷却塔

表4に示すように冷却水入口温度、流量は固定し、乾球温度と湿球温度を用いる場合のそれぞれに対して相対湿度の有無を含んだCaseA~CaseDの4ケースにおいて検討を行った。これを一次ケースとした。一次ケース設定で得られた実測データと模擬データの結果から平均の精度が高いCaseCに風量、設定温度、ON/OFFの3項目を加え、二次ケースとして6ケースを設定し検討を行った。二次ケースを表5に示す。

### 3.3. 機器モデル精度結果

開発したモデルに対して前節で設定したケースで再現を行い、式(4)であらわされる二乗平均平方根誤差(以下、RMSE)を用いてモデルの精度を評価した。

その後、ブラックボックスモデルでも同様に検討を行いグレーボックスモデルとの比較を行った。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (f_k - y_k)^2} \quad \text{式(4)}$$

ここで、 $f_k$  : 予測値、 $y_k$  : 実測値

### (1) 熱交換器

模擬データで用いた熱交換器を HEX01、実測データで用いた熱交換器 2 台を HEX02、HEX03 としてあらわし表 6、表 7 にグレーボックスモデルとブラックボックスモデルの結果をそれぞれ示す。また、模擬データと実測データの代表日における再現結果を熱源側を図 1、図 2 に負荷側を図 3、図 4 にそれぞれ示す。ブラックボックスモデルと比較して、同程度かそれ以上に良い結果が得られた。模擬データを用いた結果では高い精度で再現を行うことができている。実測データの再現では、外気温度による熱損失を考慮していないため、グレーボックスモデルにおいて熱交換器が OFF のときや運転開始時に誤差が大きくなっている。熱交換器の運転時は高い精度での再現が得られた。

表 3 熱交換器のケース設定

ケース	入口温度	流量	外気温度	ON/OFF
Case01	○	○		
Case02	○	○	○	
Case03	○	○		○
Case04	○	○	○	○

表 4 冷却塔の一次ケース設定

ケース	冷却水入口温度	流量	外気温度	湿球温度	相対湿度
Case A	○	○	○		
Case B	○	○	○		○
Case C	○	○		○	
Case D	○	○		○	○

表 5 冷却塔の二次ケース設定

ケース	Case C	風量	設定温度	ON/OFF
Case01	○	○		
Case02	○		○	
Case03	○			○
Case04	○	○	○	
Case05	○	○		○
Case06	○	○	○	○

### (2) 冷却塔

模擬データで用いた冷却塔二台を CT01、CT02 ととし、実測データで用いた冷却塔を CT03 とする。冷却塔モデルの一次ケースの再現結果を表 8 に、グレーボックスモデルとブラックボックスモデルの二次ケースの結果を表 9、表 10 に示す。また、代表日の模擬データと実測データの結果を図 5、図 6 に示す。一次ケース検討では、模擬データは CaseC で最も精度が高くな

表 6 熱交換器結果 (グレーボックス)

ケース	熱源側			負荷側		
	HEX01	HEX02	HEX03	HEX01	HEX02	HEX03
Case01	0.092	0.637	0.486	0.043	0.397	0.539
Case02	0.092	0.742	0.530	0.043	0.531	0.596
Case03	0.092	0.618	0.474	0.043	0.376	0.534
Case04	0.092	0.624	0.496	0.043	0.368	0.541

表 7 熱交換器結果 (ブラックボックス)

ケース	熱源側			負荷側		
	HEX01	HEX02	HEX03	HEX01	HEX02	HEX03
Case01	0.785	0.758	0.462	0.244	0.185	0.590
Case02	0.853	0.719	0.648	0.337	0.364	1.282
Case03	0.795	0.722	0.473	0.229	0.167	0.492
Case04	0.865	0.476	0.741	0.318	0.588	0.974

表 8 冷却塔一次ケース結果

ケース	CT01	CT02	CT03
CaseA	0.761	1.065	1.035
CaseB	0.856	0.845	0.873
CaseC	0.607	0.566	0.997
CaseD	0.811	1.041	0.865

表 9 冷却塔二次ケース結果 (グレーボックス)

ケース	CT01	CT02	CT03
Case01	0.192	0.171	0.882
Case02	0.630	0.505	1.013
Case03	1.391	0.601	1.012
Case04	0.219	0.103	0.889
Case05	0.208	0.137	0.883
Case06	0.194	0.181	0.876

表 10 冷却塔二次ケース (ブラックボックス)

ケース	CT01	CT02	CT03
Case01	0.464	0.855	1.382
Case02	1.169	1.535	1.749
Case03	1.344	1.147	1.532
Case04	0.524	2.677	1.492
Case05	0.347	0.832	1.304
Case06	0.513	3.487	1.497

っているのに対して実測データは CaseB や CaseD など相対湿度を取り入れたケースで精度が高くなるという結果となった。本研究では平均的に精度の高い CaseC を採用した。二次ケース検討では、模擬データの再現で高い精度を出すことができた。実測データを使用した場合の精度は模擬データよりも再現精度が低くなっている。冷却塔の実測データで精度が低くなったのは計測間隔が 15 分と長かったことが考えられる。またブラックボックスモデルとの比較では模擬データと実測データの両方においてより高い精度で再現することが確認された。

#### 4. おわりに

本研究では空調システムの自動モデリングツールを開発するにあたり、ツールの構成要素となる機器モデルのうち熱交換器と冷却塔の 2 つの機器モデルの開発をグレーボックスで行い空調シミュレーションで得られた模擬

データと実際に建物で測定された実測データを用いて開発したモデルの精度を検証した後、ブラックボックスモデルとの比較を行った。模擬データを用いた検証では、熱交換器モデルと冷却塔モデルともに高い精度を得ることができた。実測データでは模擬データにはない熱損失や一時的に起こる急な温度変化の影響で精度が低くなることが確認された。また、グレーボックスモデルとブラックボックスモデルの比較を行いグレーボックスモデルでも同等かそれ以上の精度で再現することが確認できた。今後は実測データでの再現精度を高めるとともにシステム全体を再現、予測を行うツールの開発とその実用化を目指す。

#### 【参考文献】

- 1) 金恵美ほか:機械学習を利用した空調システムシミュレーション自動生成ツールの開発  
(第2報) グレーボックス方式を用いた熱源機器単位モデルの開発  
(第4報) 機器モデルおよびシステム全体の精度検証

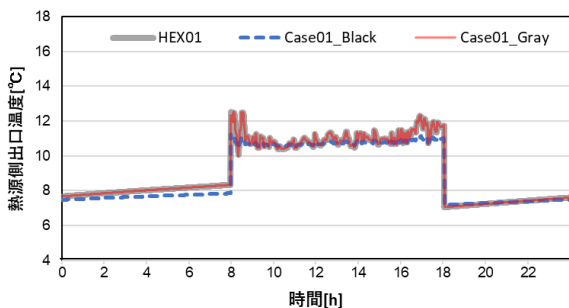


図1 熱交換器の熱源側出口温度再現結果 (模擬)

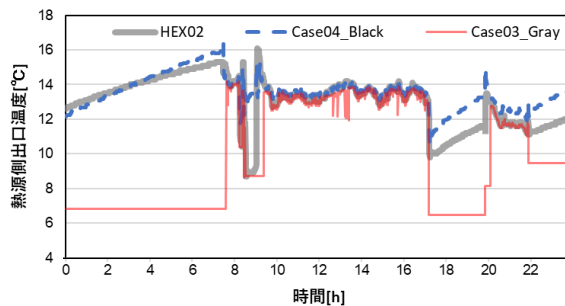


図2 熱交換器の熱源側出口温度再現結果 (実測)

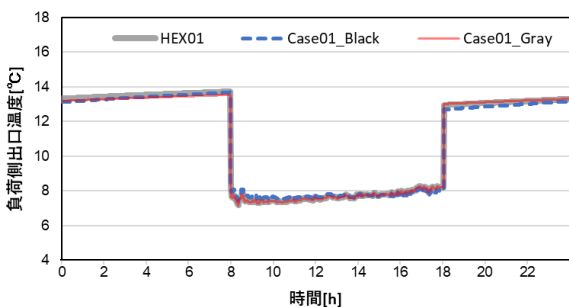


図3 熱交換器の負荷側出口温度再現結果 (模擬)

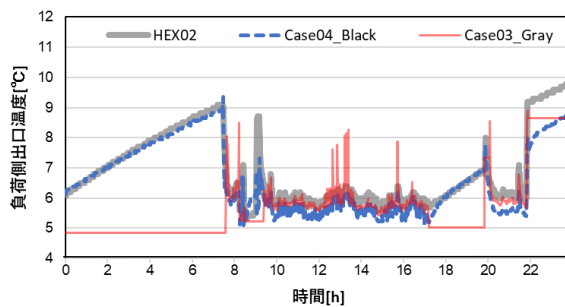


図4 熱交換器の負荷側出口温度再現結果 (実測)

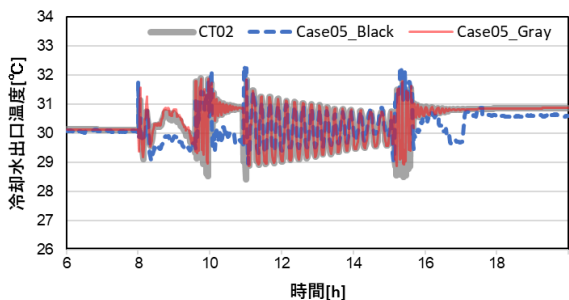


図5 冷却塔の冷却水出口温度再現結果 (模擬)

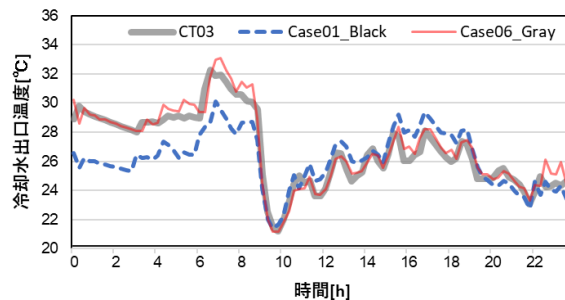


図6 冷却塔の冷却水出口温度再現結果 (実測)