

Development of Data-based Automatic Simulation Modeling Method in Central Heat Source System

金, 恵美

<https://hdl.handle.net/2324/4784381>

出版情報 : 九州大学, 2021, 博士 (工学), 課程博士
バージョン :
権利関係 :

氏 名 : 金 惠美 (キム ヘミ)

論 文 名 : Development of Data-based Automatic Simulation Modeling Method
in Central Heat Source System
(データに基づく空調熱源システムシミュレーションの自動構築手法
の開発)

区 分 : 甲

論 文 内 容 の 要 旨

建築分野における省エネルギー対策の一つにエネルギー管理システム (Energy Management System, EMS) の導入が挙げられる。EMS は主に空調システムに関する運用データを収集する装置となっており、得られたデータの分析によって運用の最適化や不具合の早期発見が可能となる。しかし、EMS の導入、活用はまだ十分に進んでいない。これまでに開発された空調システムの最適化手法や不具合検知手法はシミュレーションモデルを活用したものがほとんどであり、シミュレーションモデルの構築に非常に手間がかかることが課題となっている。EMS の導入効果を向上させ、有効に活用するためには、収集した EMS のデータから手間をかけずにシミュレーションモデルを構築する必要がある。また、一般に、シミュレーションモデルでの計算結果が理想的な状況を出力するのに対して、実測では想定する効率で機器が稼働していないなどの要因によって、乖離が生じることが多い。そのため、実測データに基づいた再現性のあるシミュレーションモデルの構築も課題となっている。

そこで本研究では、EMS のデータを用いて空調熱源システムシミュレーションモデルを人の手を介することなく自動的に構築する手法の開発を行う。具体的には、機械学習によってシステム内の流量を予測する流量モデル、機械学習手法と従来からある空調システムシミュレーションの技術を組み合わせて個々の機器 (熱源機器、ポンプ、熱交換器、蓄熱槽) の実測データに合わせたチューニングを実現する機器モデル、機器同士がどのように繋がっているかを推計する接続モデルを開発し、これらを組み合わせて空調熱源システムシミュレーションモデルを構築する。各モデルを自動的に構築するためには、EMS で得られる空調システム内の様々な実測データから自動で必要なデータを取捨選択し、データに基づいて求める結果を出力する機能が必要となる。また、機器モデルを機械学習のみ (ブラックボックスモデル) で構築すると途中の計算過程が見えないため、機器自体の運転状態が適正なのかなどの判断が難しくなることから、空調熱源システムシミュレーションの目的の一つである不具合検知が実現できなくなる。そのため、機器モデルに関しては機械学習と従来の空調システムシミュレーションの技術を組み合わせたグレーボックスモデルとして構築する。これらの開発を通して、入力データの選択手法、各機器モデルにおけるグレーボックスモデルの構築手法、接続状態の検知手法を提案し、その精度を検証することを本研究の目的とする。本論文は 7 章より構成される。

第 1 章では、主にグレーボックス手法を用いた空調システムシミュレーションの既往研究の状況を解説し、本研究の背景、目的および論文の構成について述べた。

第 2 章では、空調システムシミュレーション TRNSYS を用いて対象熱源システムをモデル化し、

測定誤差やデータ欠損が含まれない仮想実測データを作成し、以降の章での入力および検証データとしたことを示した。また、機械学習の手法として多層パーセプトロン(Multi-Layer Perceptron、以下 MLP)モデルの種類と構成について説明した。

第3章では、流量モデルを回帰 MLP と分類 MLP の2種類の機械学習手法を用いて開発し、対象システム内の6箇所の流量の予測を行った。その際、空調システム内の様々なデータから入力データを選択するため、線形相関を表すピアソン係数と単調相関を表すスピアマン係数のそれぞれで各データを順位づけし、順位の高いものから順に入力データとして採用する手法を採った。入力データの個数を1個から16個まで変えて、回帰 MLP と分類 MLP および順位付けにピアソン係数とスピアマン係数のいずれを採用すると予測精度が高いかを、6箇所の流量それぞれについて検証した。その結果、流量の変化が単調なデータに対しては、分類 MLP が、時々刻々と変化するデータに対しては回帰 MLP が適していることを明らかにした。また、入力変数の順位付けにはピアソン係数を採用した方が精度が高くなる傾向にあり、入力変数の個数としては10個を越える変数が最適となる傾向があることを示した。評価期間における予測値の平均二乗誤差の変動係数 CV(RMSE)は30%以下であり、十分な精度があった。

第4章では、熱源機器、ポンプ、熱交換器、蓄熱槽のグレーボックスモデルを開発した。各機器の性能を再現する物理理論式に機器性能をチューニングするためのパラメータを設定し、パラメータを回帰 MLP によって実測データから計算する手法とした。回帰 MLP の入力データは3章と同様の方法を採用し、物理理論式と組み合わせて各機器の計算を行った。その結果、スピアマン係数により入力変数を選択するモデルでは、結果として従来のシミュレーションモデルでも入力データとなる物理的に影響の強いデータが選択される傾向があり、高い計算精度が得られることを示した。

第5章では、接続モデルの開発を行った。機器同士のつながりを行列で表現し、候補となる複数の行列の中から分類 MLP で一つを選択するモデルとした。接続を分類 MLP で学習するためには、正解を表す教師データが必要であるため、各地点の流量や温度から制御モードに応じた接続状態を検出するアルゴリズムを作成し、正解となる行列データを作成した。このアルゴリズムの一部は手動で作成しており、シミュレーションモデル全体を自動構築する上では課題が残っている。分類 MLP による接続モデルの入力データとして、外気条件を主に用いるものや流量を主に用いるものなど、いくつかのケースを設定し、接続状態の推計を行った。その結果、流量データがあれば、非常に高い精度で接続状態を検出できることを示した。

第6章では、第3章から第5章で開発した3つのモデルを統合したシステムモデルを開発した。各章において高い精度が得られた入力データをそれぞれのモデルで採用して、組み合わせたところ、システムモデル全体の精度は非常に低い結果となった。流量モデルでの誤差が機器モデルに引き継がれ、それがまた流量モデルに影響するため、入力変数が多いことで誤差が大きくなることを確認した。そこで、流量や各機器モデル(熱源機器モデル、ポンプモデル、熱交換器モデル)ごとに入力変数を共通化することとし、採用する入力データを5~7個に絞ったところ、システム全体のエネルギー消費量の計算誤差が2~16%となり、比較的高い精度で計算できることを明らかにした。

第7章では各章で得られた成果を要約して総括とした。