

躯体蓄熱放射空調を対象としたリアルタイム最適制御手法の提案とその検証

北九州市立大学 ○ 白石 靖幸*

TABS 機械学習 データ同化
Kalman Filter スパースモデリング MPC

1. 研究の目的

近年、国内では快適性と省エネ性を両立させる空調技術として、建築躯体(主にコンクリートスラブ)を放熱・蓄熱部位として活用する躯体蓄熱放射空調(以下、TABS)が注目されている。しかし、TABSは熱容量の大きさ故に熱的応答が遅く、時々刻々と変化する熱負荷に対する即時的な対応が困難という問題が指摘されている。この問題に対して、既往研究では制御量(室内温熱環境)の挙動を予測しながら現時点の操作量(TABSの出力)を決定するモデル予測制御(以下、MPC)を用いたTABSの最適制御手法を提案し、その有効性を確認している。しかし同手法には、1)実装を視野に入れた計算負荷の低減、2)外乱の周期的な変動予測、3)リアルタイムな測定データの活用等の課題が残っている。このため、本研究では、MPCと最先端の人工知能技術を組み合わせることにより上記3つの課題に取り組むことを目的としている。

2. 研究の内容

2.1 機械学習による負荷予測 人工知能技術の一種である機械学習は教師あり学習・教師なし学習・強化学習に大別される。この内、教師あり学習は事前に与えられたデータを元に、入力と出力の関係を学習し、未知のデータに対する応答を予測する手法である。本研究では、教師あり学習に分類されるNN(Neural Network, 以下 NN)、SVR(Support Vector Regression, 以下 SVR)、LSTM(Long Short-Term Memory, 以下 LSTM)及びRF(Random Forest, 以下 RF)を採用し、照明・OA機器による発熱負荷の予測精度の検証を行う。

2.2 データ同化による負荷予測結果の補正 データ同化とは、現実世界を数値モデル化する際に生じる、シミュレーションと実現象の差を修正し、解析の精度を向上さ

せる手法である。具体的には、観測による誤差を確率分布で表現し、モデルの予測値とセンサの観測値の間にある、「真値」を推定する。同手法は気象学や環境工学など、多様な分野における解析に活用されている。本研究では、データ同化手法としてKF(Kalman Filter, 以下 KF)を用いて負荷予測結果の補正を行う。

2.3 スパースモデリング+MPCによる最適化手法 スパースモデリングとはスパース性と呼ばれる性質を仮定して、本来必要とされるデータ量よりも遥かに少ないデータを用いて高精度な推定や予測を行う手法である。本研究ではスパースモデリングをMPCと併用することによりスパースな解の導出を試みる。尚、交互方向乗数法(以下、ADMM)の導入による更なる高速化に関する検討も行う。

3. 研究方法

3.1 CFD・MATLAB/Simulinkによる連成解析

本解析では、TABSを導入した一般的なオフィス空間を対象に、1)機械学習による負荷予測、2)データ同化による負荷予測結果の補正、3)スパースモデリングを組み込んだMPCによる最適制御手法の検証を行う。更に、提案手法の制御・省エネルギー性能等を非定常CFD解析とMATLAB/Simulinkとの連成解析を用いて検証する(図1)。

4. 研究の成果、新知見

4.1 NN, SVR, LSTM, RFにおける負荷予測精度の比較

本研究では、北九州市に実在するオフィスのBEMSデータ(約1年半の気温、湿度、降水量等の時刻別データ)をNN, SVR, LSTM及びRFの学習データとして使用した。また、夏季を想定し、教師データとして使用していない2012年8月の1週間のデータを用いて検証を行った。表1に各負荷予測手法のRMSE値を示す。表に示す通り、RMSE値より、OA、照明共にRFの予測精度が最も高いこ

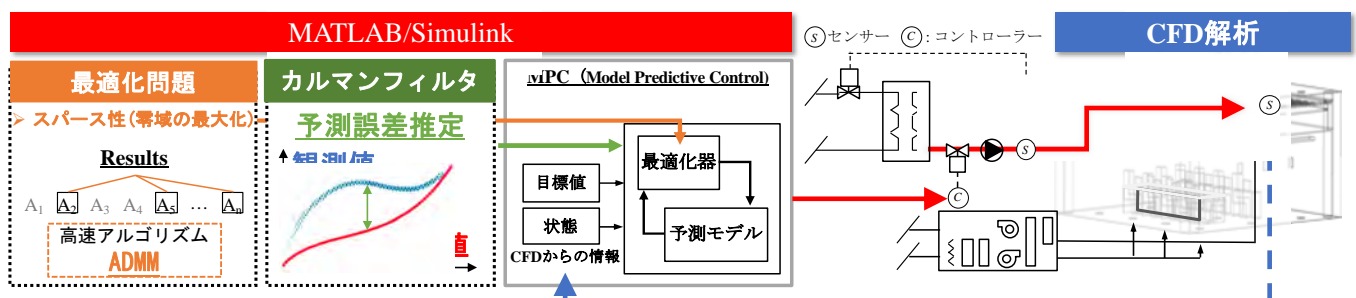


図1 連成解析のイメージ

とを確認した。また R^2 値においても同様の結果となった。

4.2 KFを用いたデータ同化手法の制御・省エネルギー性能

データ同化による負荷予測結果の補正効果を検討するため、建物の運用段階に応じ、以下の3つの負荷予測手法を採用する。①設計から運用初期段階として設計負荷^{注1)}、②運用初期段階として月平均負荷^{注2)}、③運用中後期(運用開始後1~2年)として、4.1により有効性が示されたRFにより負荷予測を行う。更に、学習データにない場合における効果を検討するため、内部発熱の最大値が一定となる週を一般的な週、突発的に内部発熱の最大値が低下した週を不規則な週として、それぞれ解析を行った(表2)。

4.2.1 負荷予測値の補正 表3にデータ同化による負荷予測値の補正結果、図2にCase2の負荷予測結果をそれぞれ示す。平日日中において負荷予測値が適切に補正されている様子が確認できる。全てのケースにおいて、OA機器及び照明の負荷予測精度がデータ同化により向上した。

4.2.2 一般的な週の最適制御による解析結果 Case0における制御性は、予測精度が最も高いCase0-3が高く、次にCase0-2、Case0-1となった。また省エネルギー性に関して、同様の結果となった。Case1における天井面温度の目標値への追従は、概ねCase0-3と同等の挙動を示しており、Case1-1、Case1-2の積算送水流量はCase0-1、Case0-2よりそれぞれ約7%、約4%減少し、Case0-3と同等となった。以上より、データ同化手法の導入が制御・省エネルギー性の観点から有効であることを確認した。

4.2.3 不規則な週の最適制御による解析結果 Case2-1、Case2-2における、天井面温度の目標値への追従は、概ね同等の挙動を示しており、制御性については同程度であった。また省エネルギー性に関しては、Case2-1と比較して、Case2-2の積算送水流量の合計値が約6.2%削減された。以上より、不規則な負荷に対して、データ同化の導入による制御・省エネルギー性の向上を確認した。

4.3 スパースモデリング及びADMMの導入 Case2-2におけるMPC対し、スパースモデリング及びADMMアルゴリズムの導入(以下、Sparse MPC)を行った。スパースモデリング導入前後における天井面温度及び送水流量の時系列変化を図3に示す。設定温度と天井面温度との制御誤差はどちらも同程度であり、どちらのケースにおいても制御性は同等であることが確認できる。省エネルギー性に関しては、スパースモデリング導入前と比較して、積算送水流量の合計値が360L削減された。また送水流量の切り替え回数が約48.3%減少し、送水時間の零域に関しては、導入前が54.4%、導入後が57.8%となり、零域の拡大を確認した。Sparse MPCの最適化問題に対して、ADMMを用いることで解の導出に要する計算時間は従来

表1 各負荷予測手法のMSE値[W]

NN		SVR		LSTM		RF	
OA	Light	OA	Light	OA	Light	OA	Light
214.6	234.7	182.2	224.9	35.1	84.0	28.8	77.4

表2 解析ケース

ケース	対象	負荷予測	データ同化	
Case0-1	一般的な週 (内部負荷が概ね最大値)	設計負荷	なし	
Case0-2		月平均負荷		
Case0-3		RF		
Case1-1		設計負荷		あり
Case1-2		月平均負荷		
Case1-3		RF		
Case2-1	不規則な週 (内部負荷が最大値の70%以下)	RF	なし	
Case2-2			あり	

表3 データ同化による負荷予測値の補正結果

ケース	照明負荷		OA 機器負荷	
	RMSE 値 [W]	R^2 値	RMSE 値 [W]	R^2 値
Case0-1	195.7	0.76	94.2	0.72
Case0-2	111.8	0.92	61.3	0.87
Case0-3	77.4	0.96	28.8	0.97
Case1-1	78.1	0.96	38.5	0.95
Case1-2	56.0	0.98	22.4	0.98
Case1-3	47.9	0.99	18.3	0.99
Case2-1	159.9	0.83	144.4	0.90
Case2-2	54.1	0.96	31.0	0.94

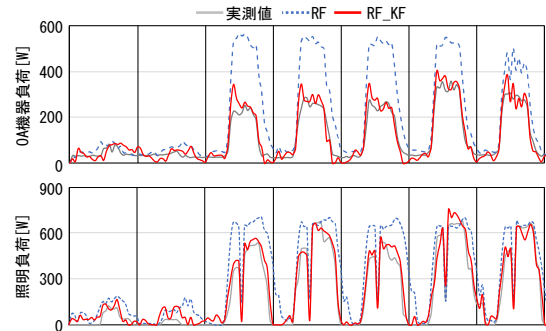


図2 Case2における負荷予測結果

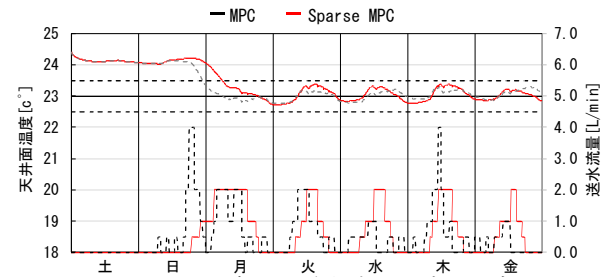


図3 天井面温度及び送水流量の時系列変化

手法の3%以下(2.47%)となった。以上より、スパースモデリング及びADMMの導入によって、送水時間の零域の拡大、流量の切り替え回数の減少、計算負荷の大幅な低減を確認した。

謝辞 本研究は一般財団法人大成学術財団2021年度研究助成を受けて実施したものです。ここに記して謝意を表する。

[注釈] 注1) 設計段階における、想定在室人数の割合により内部発熱を設定した。注2) 過去4週分のデータを曜日別・時刻別に平均化した内部発熱より設定した。注3) 本研究で使用したPCのスペックを以下に示す。mouse, DT7-G, Intel(R)Core(TM)i7-9700 プロセッサ(8コア/8スレッド), 3.00GHz, メモリ32GB, OS(Windows 10 Home, 64bit)