

在室者の温熱快適性把握のための スポット室温予測手法

三浦 太樹^{1,a)} 濱谷 尚志^{1,b)} 山口 弘純^{1,c)} 東野 輝夫^{1,d)} 下田 吉之^{2,e)}

概要：

本研究では、オフィスや図書館、カフェといった屋内空間において、空調室内機の制御に応じて室内の各地点（スポット）でどのように室温が変化するかを予測する手法を提案する。比較的広い屋内空間では、スポット毎に室温が大きく異なるため、画一的な冷暖房では在室者の快適性を損なう可能性がある。そこで提案手法では、在室者などの熱源の存在、および家具やパーティションなど熱容量を持つ物体の存在により、室温がどの程度影響を受けるかをスポット固有のパラメータとして表現した、スポット室温の時系列変化予測モデルを設計した。設計には CFD シミュレーションと回帰分析を用い、指数関数で表現している。このモデルを用い、特定のスポットの一定期間の室温の観測データに基づくモデルパラメータのフィッティングを行うことで、同スポットに最適化された予測モデルを得ることができ、スポット室温に対する空調効果が予測可能となる。CFD シミュレーションにより予測モデルの性能評価を行った結果、提案する室温予測モデルは一般的なオフィスを想定した空間内の 10 スポットの温度変化を平均誤差 0.32 °C で表現できた。

1. はじめに

商業施設において、エネルギー消費と空調の質に対する一般的には相反する要求を共に満足することは主要な課題となっている。世界中のエネルギー需要の中で、都市部のビルはその 40%にも上ると言われており [1]、エネルギー消費の削減は世界中において喫緊の課題である。しかしながら、このようなビルにおけるエネルギー消費の削減と空調制御に関する知見や経験は不足しており、どのように機器制御を行えば利用者の快適性を損なわずにエネルギー消費の削減が可能であるかといった知見をビル管理者が十分に持っているとは言いがたい。その結果、エアコンなど空調機器の運用は管理者の経験により実施されることも多く、コストと利用者の快適性のトレードオフが十分に満たされていないと考えられる。

このような状況の中、BEMS (Building Energy Manage-

ment System) が多くの商業ビルに導入されてきている。BEMS は照明や空調、換気の自動化ならびに最適化を目的として、室温、湿度、照度、二酸化炭素などを計測する複数種類のセンサを備えている。BEMS により、建物全体のエネルギー消費の 70%以上を占める照明と空調を管理することが可能となり、省エネルギー効果が期待される。例えば、文献 [2] は大きな空間において、個別に換気を行う複数の AHU(エアハンドリングユニット) を制御することでエネルギー消費を抑制する手法を提案している。

しかしながら、最新の BEMS においてもオフィスやカフェなど大きな空間における人々の熱的快適性を提供することは簡単ではない。これは、そのような空間内のスポット(地点)ごとの室温は、複数のスポット固有の要因に影響を受けることに起因する。この中でも最も大きな影響を与える要因として人の存在があげられる。人体は大きな熱容量を持つと同時に発熱源であり、冷房環境においても室温を上昇させる要因となりえる。人体の他に壁や家具などもそれぞれ熱容量を持っており、人体と同様に空調効果を妨げる。さらにオフィスなどに設置されるパーティションは空調機器から吹き出す気流を妨げ、熱が滞留するスポットも発生する。実際に、我々は実存する会員制ラウンジスペースの協力を得て温度の測定実験を行ったところ、パーティションで区切られた空間に多数の人が存在するスポッ

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University
² 大阪大学 大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Osaka University
a) d-miura@ist.osaka-u.ac.jp
b) h-takasi@ist.osaka-u.ac.jp
c) h-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp
d) higashino@ist.osaka-u.ac.jp
e) shimoda@see.eng.osaka-u.ac.jp

トでは、他のスポットに比べて容易に温度が上昇する現象が観察されている。以上のように、施設に滞在する人々に快適な空調を提供しつつエネルギー消費を削減するためには、空調設定に対し、スポットごとの温度変化がどのようになるかをモデル化し、各スポットにおける人々の不快度を最小化するような空調制御を実施することが重要である。

そこで本研究では、オフィスやラウンジ、カフェなどの屋内空間を対象とし、その空間における空調の設定（給気温度・体積流量）と、その空間内の各スポットにおける何点かの室温観測データが与えられたときに、それらのスポットにおける室温の時系列的な変化を予測する手法を提案する。提案手法では、空調から冷気が供給されることで起こる室温の低下を、スポット依存の要因が室温変動に与える影響の度合いをパラメータで表現した指数関数として表現する。それらのいわゆる「スポットモデルのパラメータ」は、スポット付近の熱的な変動や抵抗、すなわち人体や壁、家具などの存在を表現するために導入されるが、それらのスポットの物体や在室者の情報の影響を画一的なモデルで予測することは容易ではない。そこで、あるスポットにおけるモデルパラメータをそのスポットにおける温度変化の一定期間の計測によって得られた室温にフィッティングすることで、そのスポット用に補正されたパラメータ値を得て、それを予測に用いる方法を採用する。複数の地点でスポット依存のモデルを構築することによって、ビルの管理者はモデルを構築したスポットにおいて空調機器をある設定にした結果どのような室温になるかを予測できるようになり、それらのスポットにおける熱的快適性を最適化するような空調制御が可能となる。

なお、我々の研究グループによる別の研究 [3] において、公共空間における人間の温熱快適性推定のための新しい PMV (Predicted Mean Vote) モデルを提案している。最終的に提案手法とこの PMV に基づいた温熱快適性モデルを統合することで、快適な屋内環境の提供が可能である。

2. 関連研究

最新の BEMS においては、在室者のスポットレベルでの存在位置をより正確に把握した上で空調や照明といったサービスを提供することにより、ユーザの建物利用状況に応じたエネルギー制御が可能となってきている [4], [5], [6]。例えば、オフィス環境で位置検知センサーを使用し、タスクもしくはスポットレベルでのサービスの提供を行った結果、従来の周囲の状況にもとづいたサービス提供に比較して無駄なエネルギー消費をかなりの割合（平均 10%以上 [7], [8]）で削減可能であるとの報告がなされている。しかしながら、このような最新の BEMS は導入に多額の設備投資が必要であり、新たにビルを建築する際や既存設備の更新の際にしか導入することはできない。その一方、既成品のセンサーを用いることで建物に導入済みの空調設備

が人の温熱快適性に与える効果を定量的に理解しようとするアプローチもなされている。文献 [9] では、Microsoft Kinect, Arduino を用いた制御器、赤外線センサーを組み合わせることで人の在室状況をセンシングする SPOT+ というシステムが試作されている。このシステムでは利用者の位置を追跡し、人体から発せられる赤外線の放射を検知することで利用者の温熱快適性の推定だけでなく、エネルギー消費の削減も可能としている。しかしながら、このシステムも空調室内機の設定から室温を予測できるわけではなく、空調制御の最適化は考慮されていない。文献 [10] では、*AdaHeat* と呼ばれる暖房を適応制御する手法を提案している。しかしながら、この手法は暖房の最適化に際し、対象とする空間における完全な在室者の存在確率を必要とするが、大規模な空間で在室者の位置分布を完全に把握することはコスト面などからも容易でない。これらの既存手法に対し、我々はスポットに設置した温度センサーのみから得られる情報と空調機器の性能および制御設定情報を用いて「スポットレベル」での基礎的な温度予測を行う手法を提案する。提案手法では、CFD シミュレーションによって作成したデータセットを使用し、スポットに依存するパラメータを組み込んだ予測モデルを予め構築する。前述のように、スポットに依存するパラメータは、スポットに固有の温熱環境の特徴を代表しており、具体的には人の密度、家具、パーティションなどがあげられるものの、モデル化の複雑さゆえに直接モデルに組み込むことなく、3つのパラメータで表現している。最終的に、温度変化を予測したいスポットにおいて既成の温度センサーを用いて温度の測定をし、場所ごとのパラメータを決定しその場所における予測モデルを構築する。このように温熱効果に影響を与える様々な要因を考慮してポイント室温をモデル化する試みはこれまでになく、十分な新規性と独創性を有すると考える。

2.1 快適性推定技術

PMV (Predicted Mean Vote) は予測平均温冷感申告とよばれ、デンマーク工科大学の Fanger 教授によって提唱されており、1984 年には ISO 7730 として国際標準化されている。PMV は +3 から -3 の範囲で、温熱環境に対し不満足あるいは不快と感じる人の割合を元に設定される数値である。PMV が 0 の温熱環境は最も快適であり、対象者の 95% が満足し、 ± 0.5 では 90% が満足する。その温熱環境に不満足あるいは不快さを感じる人の割合は PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied, 予測不快者率) とよばれる。人間の温熱感覚に影響を与える熱平衡における熱収支は、外部環境（気温、放射温度、気流、および湿度）ならびに人的要因（着衣量、および活動量）の 6 要素で決定される。PMV は人体と等価な熱収支モデルから式を算出し、統計実験における人間の温感と結びつけて定義して

いる．ISOにおけるPMVの熱収支モデルを以下に示す．

$$\begin{aligned}
 PMV &= (0.303 \times e^{-0.03 \times M} + 0.028) \times [(M - W) \\
 &\quad - 3.05 \times 10^{-3} \times \{5733 - 6.99 \times (M - W) - p_a\} \\
 &\quad - 0.42 \times \{(M - W) - 58.15\} \\
 &\quad - 1.7 \times 10^{-5} \times M \times (5867 - p_a) \\
 &\quad - 0.0014 \times M \times (34 - t_a) \\
 &\quad - 3.96 \times 10^{-8} \times f_{cl} \times \{(t_{cl} + 273)^4 - (t_r + 273)^4\} \\
 &\quad - f_{cl} \times h_c \times (t_{cl} - t_a)] \quad (1)
 \end{aligned}$$

ここで、 M は活動量(W/m^2), W は外部への仕事(W/m^2), I_{cl} は着衣量($m^2 \cdot C/W$), f_{cl} は着衣表面積割増率, t_a は気温($^{\circ}C$), t_r は放射温度($^{\circ}C$), V_a は気流速(m/s), p_a は水蒸気圧(Pa), h_c は対流熱伝導率($W/m^2 \cdot C$), t_{cl} は着衣表面温度($^{\circ}C$)である．

PMVは人体の温冷感に基づく快適度の統一的な指標となり得る一方で、先に示した通り多くの入力が必要であり、実環境における適用は困難である．そのため簡易的にPMVを推定する研究がなされている[11], [12]．文献[11]では、衣服量の範囲を限定することで気温と湿度のみからPMVを推定する手法を提案しており、我々も室温と利用者による混雑度からPMVを推定する手法を提案している[12]．いずれの場合においても室温が温熱快適性に影響する主要因であるため、本研究では室温の正確な予測を行うことを目標としている．

3. 提案手法

3.1 提案手法の概要

本研究では、単純化のため空調の運転環境として冷房環境を想定し、オフィス、講義室、会議室、図書館など多数の来訪者や居住者の存在する比較的大きな屋内空間を対象とする．この屋内空間内に、室温センサーが設置可能な対象空間内の数m四方の領域を「スポット」として定義する．このスポットは実際環境においてはオフィスにおける机、ラウンジや図書館におけるソファごとに設定される小さな空間を想定している．本研究では、前提条件として任意のスポットにおいて温度センサを設置可能であり、空調室内機の給気温度と風量という設定情報は得られるものとする．その上で、任意のスポットにおける空調設定とその際の温度変化の情報を基に、空調設定を入力として温度変化を予測するモデルを構築する．この際、モデルの指数関数においてスポット依存のパラメータを学習させることでスポット特有の空調に対する反応を再現する．

3.2 想定するユースケース

提案手法により、大規模な空間内のスポットごとの室温

変化の傾向が予測可能になる．これにより、従来の画一的な空調制御では不可能であったスポットごとに快適な温度を提供するような空調制御が可能になる．例えば、パーティションで区切られた人が集まって会話をするようなスポットでは、パーティションにより空調の効果が妨げられる一方で人体からの発熱がこもりがちになり、利用者の快適度が損なわれやすい．こういったスポットに対しても、スポット依存のパラメータを学習することで空調効果が把握できるようになり、要求される快適度を満たすように空調を制御することが可能になる．また、提案モデルを用いると空調設定を変更した場合に各スポットの快適度がどの程度変化するかを予測することが可能となる．ここで、空調制御に伴う消費エネルギー変化のデータが取得できれば、利用者の快適度を損なわずに消費エネルギーの削減を目指した空調制御も可能となる．

4. モデル設計

4.1 基礎的なモデルの作成

はじめに、事前実験として気流に対する障害物や熱源といった要因の存在しない理想的な屋内空間を設定し、流体シミュレーションを行った．この事前実験の結果より、直感的に空調効果に影響を与えると考えられる(1)空調の運転開始時における室温、(2)空調の吹出から出る冷気の温度、(3)空調の風量設定に対応する空調吹出体積流量、(4)屋内空間の容積、の基本的な4つのパラメータのみを考慮した温度変化予測モデルを構築した．空調効果を確認するに当たっては対象空間内の温度の変化を時系列データとして取得する必要がある．そのため、事前実験のシミュレーションでは非定常解析を行うことで温度の変化を時系列データを取得した．

シミュレーション環境は図1に示すような、床面積 $144m^3$, $100m^2$, $81m^3$, 床から天井までの高さが2.8mの空間を用意した．この空間に一般的なオフィスで使用される4方向の吹き出し口を持つ天井埋込カセット型のアコン室内機を模した給排気口を空間の天井部中央に設置した．この室内機は4つの給気口(吹出口)と1つの排気口を持ち、4つの給気口から空間に供給される冷気の時間あたり体積は共通である．また、排気口は空間内の空気の体積が常に一定になるように、各給気口の4倍の時間あたり体積で排気する．空調吹出体積流量は市販されている室内機の性能[13]から $32m^3/min$, $24m^3/min$, $16m^3/min$ の3種の値を設定した．

シミュレーションの結果は、高さが1mとなる空間内に格子状に配置した9点で室温の時間遷移を計測した．図1に床面積が $144m^3$ の場合のシミュレーション空間と温度計測点の配置を示す．シミュレーションでは、各パラメータのとり値を変化させて組み合わせた複数のシナリオを用意して温度の変化傾向を観察した．空間内に大きな障害物

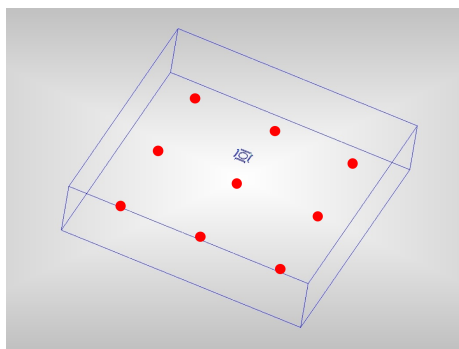


図 1 床面積が 144m² の場合のシミュレーション空間と観測点の配置

は存在せず，室内機は天井中央から四方向に冷気を拡散するので吹出からの冷気はほぼ均一に空間を冷却することを想定し，各シナリオでは空間内の 9 つの点で観測した温度の平均を取ることで，シナリオを代表する温度とした．

シミュレーションの結果より，空間内の平均室温は初期温度より指数関数的に低下し，最終的に空調吹出温度に収束することが判明した．そこで，任意の経過時間 t における基礎的な室温予測モデル $T(t)$ を以下に定義した．

$$T(t) = (T_{init} - T_{set}) \cdot e^{-\psi \cdot t} + T_{set} \quad (2)$$

ここで， T_{init} ， T_{set} は運転開始時室温，空調吹出温度を意味し， ψ は指数関数の速度（すなわち収束速度）となる．直感的に， ψ はパラメータ T_{init} ， T_{set} ，および空調吹出体積流量 V ，空間の体積 C によって説明されるが，これらの値を変化させた CFD シミュレーションの結果より， ψ は空調吹出体積流量 V と空間の体積 C のみによって決定され，かつ V に比例し， C に反比例する事が判明した．そこで，係数 α を用いて $\psi = \alpha \cdot \frac{V}{C}$ と定式化した． α の決定においては， V と C を様々に変化させてシミュレーションを行い，結果得られる離散的な経過時間ごとの温度データに対し，回帰分析を行うことで V ， C の組に対する ψ の値を求めた．

ここで， $T_{init} = 40$ かつ $T_{set} = 18$ の条件のもとで， V と C を変化させて 5000 秒の非定常解析を行った際の空間内の温度低下を図 2 に示す．最終的に， V ， C ， ψ の組に対して最も当てはまりの良い α を求めた所， $\alpha = 0.626164$ となった．

4.2 スポットに特有の熱環境のパラメータ化

これまで議論してきたように，屋内における室温の変化は人の存在，家具，パーティション，部屋の構造，窓からの日射などさまざまな要因に影響される．その一方で，これらの要因はスポットごとに異なるため，このような熱的な影響を生じる要因を先に述べた基礎的なモデルに対応するパラメータとして組み込む必要がある．このパラメータの値は，対象とするスポットにおける温度の観測によって

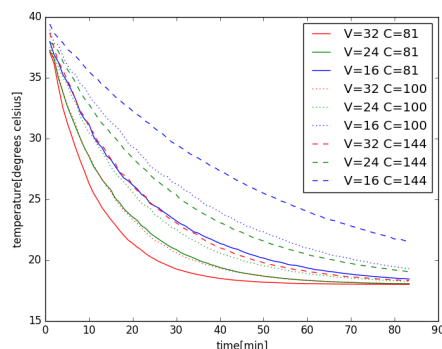


図 2 $T_{init} = 40$ かつ $T_{set} = 18$ における温度変化の指数関数による回帰結果

決定される．基本的に，上記にあげた要因は基礎的なモデルに対して場所に特有な以下の 3 種の影響，すなわち (i) 指数関数の速度 ψ に対する抵抗，(ii) 時間的な遅れ（空調の設定変更に対する観測点の反応の遅れ），(iii) 収束温度に対する抵抗，として組み込むことができると考えられる．そこで，本研究では，スポットに特有な影響を正の変数 q_1 ， q_2 ， q_3 を用いて表現し，以下の形でモデルに組み込んだ．

$$T(t) = (T_{init} - (T_{set} + q_3)) \cdot e^{-(\psi + q_1)(t - q_2)} + (T_{set} + q_3) \quad (3)$$

ここで，式 (3) は $t \geq q_2$ で有効であり，それ以外の場合は $T(t) = T_{init}$ となる．指数関数の観点からは， q_1, q_2, q_3 はそれぞれ指数項の収束速度，指数関数全体の右方向のシフト，収束温度の上方向のシフトに対応する．

4.3 モデルパラメータのフィッティング

場所依存のモデルを構築するにあたり，スポット依存のパラメータ q_1 ， q_2 ， q_3 は温度変化を知りたいスポットごとに値が決定される必要があるが，これは対象となるスポットでの実際の観測を元になされる．より具体的に例を挙げると，ある T_{set} の値に対して経過時間 t_0 ， t_1 ，... t_h のそれぞれにおける温度の観測 T_{t_0} ， T_{t_1} ，... T_{t_h} が存在する場合に式 (3) で定義した指数関数をフィッティングさせることで，パラメータ値が決定される．なお，場所ごとのパラメータ値決定には $h \leq 3$ が必要であり，ここでは $t_0 = 0$ かつ $T_{init} = T_{t_0}$ とする．本研究では，関数のフィッティングには最小二乗法を用いた．一度あるスポットにおけるパラメータの値が決定すると，そのスポットでのモデルが決定し，任意の空調吹出温度 T_{set} と初期温度 T_{init} ，空調吹出体積流量 V ，経過時間 t における温度が予測可能となる．

5. 性能評価

本研究では，複数の熱環境に対して行った CFD シミュレーションの結果を用いて提案手法の評価を行った．

5.1 評価環境

評価においては、熱環境に対して大きな影響を与える要因として、(I) 熱源としての人と壁の存在、(II) パーティションなど気流を遮る存在、の2つを考慮した環境を用意した。このような環境として、会議室やオフィスのワークスペースを模した図3(a)と図3(b)に示す横7m、縦10m、高さ2.8mの空間に4方向の吹出口を持つ空調室内機が2箇所設定されている2つの空間を設定した。これらの空間内において流体シミュレーションを行い、図中の(No.1-No.10)に示す10点でその結果得られる温度変化を記録した。本評価ではCFDシミュレーションによるモデル評価のため、計算資源が限られていることから会議室などの小規模な空間を評価環境としているが、実環境においては与えられた空調設定(T_{init}, T_{set}, V)、および各スポットに設置した温度センサの計測値によりパラメータ q_1, q_2, q_3 を決定するため、オフィスのような広いフロアにおいても本手法は適用可能である。

用意したそれぞれの評価環境に対し、シナリオとして開始時室温 T_{init} [°C]、空調吹出風量 V [m^3/min]、空調吹出温度 T_{set} [°C]を表1に示す組み合わせで用意し、このシナリオに基づいてCFDシミュレーションを行った。なお、表1の空調吹き出し風量は、室内機1機あたりの数値を記載しており、空調設定温度はすべての室内機で共通になっている。なお、本研究では、用意したすべてのシナリオに対し、開始時室温 T_{init} の値を30で固定した。これは、空調運転開始時室温が30°C以下の場合でも、場所依存のパラメータは30°Cから空調を運転した場合のものを使えば各ポイントにおけるモデル構築は可能であることに拠る。また、各シナリオでは、流体シミュレーションを空調の運転開始から20分間行い、観測点では温度を1分毎に取得した。

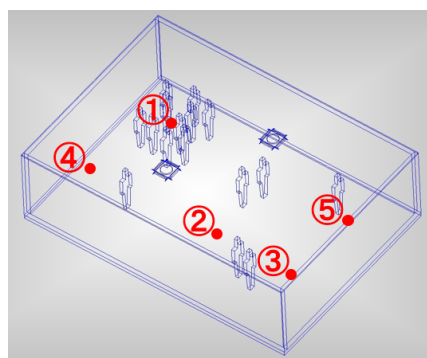
流体シミュレーションにはAutodesk社のSimulation CFD 2015[14]を用いた。解析手法は有限要素法、乱流モデルは $k-\epsilon$ モデルとした。シミュレーション空間には人体、壁、空気が含まれる。それぞれの素材には表2に示すパラメータを設定している。

5.2 モデル精度の検証

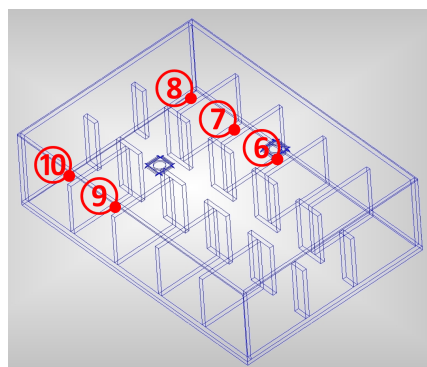
5.1節に示した設定の下でCFDシミュレーションを行った結果、 q_3 は同じ場所でもシナリオによって差が存在すること、特に T_{set} の1次関数となり、 T_{set} が下がるほど q_3 の値は上昇する事がわかった。この理由は主に壁や人体といった熱容量の大きな存在のためと考えられる。空調の運転開始後、空気の温度は低下する一方、壁や人体は熱容量が大きいので温度があまり変化しない。その結果、相対的に高温となった壁や人体から冷えた空気に向かって熱の移動が起こるが、この熱の移動量は壁と空気の温度差に比例することから T_{set} の値が小さければ熱が空気に向かって移

表 1 評価に用いるシナリオ設定

シナリオ	T_{init}	T_{set}	V
(I) - 1	30	18	12
(I) - 2	30	18	16
(I) - 3	30	18	20
(I) - 4	30	21	12
(I) - 5	30	21	16
(I) - 6	30	21	20
(I) - 7	30	24	12
(I) - 8	30	24	16
(I) - 9	30	24	20
(II) - 1	30	18	12
(II) - 2	30	18	16
(II) - 3	30	18	20
(II) - 4	30	21	12
(II) - 5	30	21	16
(II) - 6	30	21	20
(II) - 7	30	24	12
(II) - 8	30	24	16
(II) - 9	30	24	20



(a) 評価環境 (I)



(b) 評価環境 (II)

図 3 評価環境と観測点の配置

動し、その結果 q_3 の上昇につながると考えられる。そこで、 q_3 を以下の様に再定義した。

$$q_3 = \mu + \lambda \cdot T_{set}, \tag{4}$$

この再定義を行う以前のモデルでは、ある1組の空調設定の下で温度変化の観測を行えば、観測結果に対し指数関

表 2 シミュレーションパラメータ設定

人体放熱量	100W
人体比熱	4182J/kg · K
人体初期温度	30°C
空気比熱	1004J/kg · K
壁比熱	840J/kg · K
壁初期温度	25°C

数をフィッティングすることで、すべての場所依存のパラメータ q_1, q_2, q_3 は一意に決定した。しかし、この再定義を行った結果、場所依存のパラメータとして q_3 の代わりにして2つのパラメータ μ と λ を決定する必要があるが、この2つのパラメータの決定には少なくとも2種以上の T_{set} の観測が必要になる。そこで、以降の評価では、モデル決定には少なくとも2種以上の T_{set} の観測があるという制約条件を設けるものとする。

また、評価環境における表1に記載のシナリオで行ったシミュレーション結果の観察により、本評価においては q_2 は全て $q_2 = 0$ となることが明らかになった。これは冷気の到達が運転開始時刻から大きく遅れることがなかったことを意味している。この原因として、評価環境では比較的小規模な空間を想定しているため、障害物や吹き出し口からの距離といった要因が各スポットにおける冷気の到達に影響しなかったことが考えられる。しかしながら、オフィスフロアや商業施設のような大規模な空間においては q_2 が正の値がとなる、すなわち空調の影響を遅れて受けるスポットが存在すると考えられる。

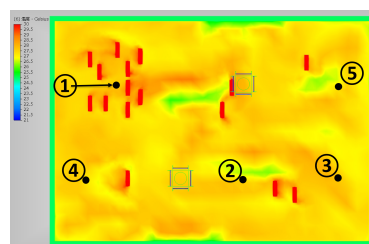
5.2.1 評価環境 (I) における予測精度

始めに、評価環境 (I) におけるシミュレーション結果の一例として、シナリオ (I)-5 における空調の運転開始から 1, 5, 10, 15, 20 分経過時の床からの高さ 1m の平面上における温度分布を図4に示す。評価環境 (I) では、ポイント1は発熱源となる人の集団の中に存在する一方、ポイント2やポイント5は室内機の吹出口の延長線上に存在している。そのため、ポイント1では、ポイント2や5に比べて収束温度が相対的に高温になっている。

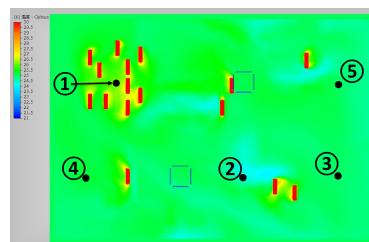
本研究では、評価環境 (I) において (I)-1 から (I)-9 の9つのシナリオ設定で実施したシミュレーション結果のうち、8つを訓練データに、残りの1つをテストデータとすることで9-foldの交差検定を行いモデルの性能評価を行った。

誤差の評価指標には二乗平均平方誤差 (RMSE) を使用し、各時刻 $time(1 \leq time \leq 20)$ における構築したモデルの温度予測の結果とテストデータの持つ温度の時系列データの誤差を算出した。なお、訓練データより構築される予測モデルは観測点によって異なる。そこで、性能評価に用いる RMSE はすべて観測点ごとに算出した。

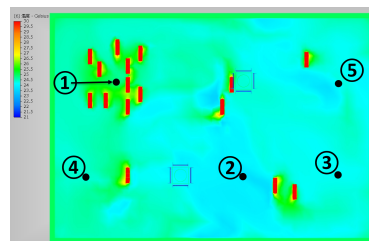
9個のテストデータに対して行った交差検証の結果、ポイントごとに算出した RMSE の最大, 最小, 平均値を表3に示す。この結果より、提案した予測モデルは1分毎の温



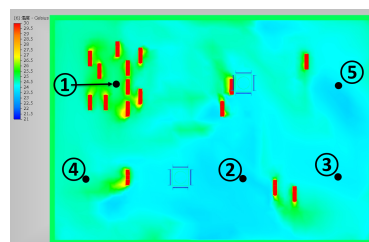
(a) 運転開始後 1 分



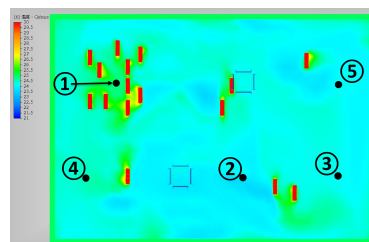
(b) 運転開始後 5 分



(c) 運転開始後 10 分



(d) 運転開始後 15 分



(e) 運転開始後 20 分

図 4 シナリオ (I)-5 における各経過時間ごとの温度分布

度変化を各ポイントで平均しておよそ 0.32 °C の誤差で予測可能であることを確認した。

ポイント 2, 5 では RMSE の最大値が特に大きくなった。この結果は、どちらもシナリオ (I)-1 での温度変化を予測する際に発生した。シナリオ (I)-1 においてポイント 2, 5 の温度変化を予測した結果を図5に示す。この図において、

表 3 各ポイントにおける RMSE の結果

ポイント	平均	最大	最小
1	0.356[°C]	0.517[°C]	0.232[°C]
2	0.377[°C]	0.854[°C]	0.154[°C]
3	0.266[°C]	0.514[°C]	0.123[°C]
4	0.246[°C]	0.368[°C]	0.147[°C]
5	0.352[°C]	0.626[°C]	0.170[°C]
6	0.247[°C]	0.386[°C]	0.127[°C]
7	0.294[°C]	0.478[°C]	0.186[°C]
8	0.244[°C]	0.318[°C]	0.200[°C]
9	0.250[°C]	0.337[°C]	0.092[°C]
10	0.214[°C]	0.250[°C]	0.190[°C]

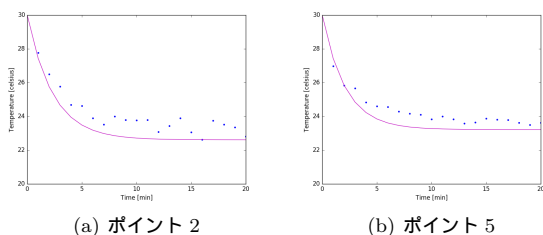


図 5 シナリオ (I)-1 での予測結果

青い点はシミュレーションの結果得られた温度変化、実線は予測結果である。このシナリオでは冷却の目標とする温度（吹出口温度）が低い一方、風量は3種の設定を与えた中で最も小さく、結果として最も空調の効果が得にくい。しかし、相対的に大きな空調効果が得られているこのシナリオ以外のシミュレーション結果を元にモデルが収束温度を予想したため、シミュレーション結果の温度が予測よりも高くなったことがこの原因と考えられる。

一方、ポイント3や4では全体的にRMSEの値は他のポイントに比べて小さくなった。ポイント3では吹出口の配置、ポイント4では人の存在のため、吹出からの冷気が直接当たっておらず、周囲に大きな発熱源も存在していない。これらのポイントでは、ポイント固有の特徴が小さくなり、空間内の平均的な温度低下を元に作成した予測モデルがうまく合致したためRMSEの値が小さくなったと考えられる。

最後に、同一シナリオにおける各ポイントでの予測例としてシナリオ(I)-5における予測結果を図9に示す。このシナリオでのRMSEはポイント1から5でそれぞれ、0.33, 0.36, 0.20, 0.20, 0.29となった。周囲に多くの人が存在するポイント1では、冷気を直接受けるポイント2や5に比べて相対的に収束温度が高温になるというスポットレベルで見た評価環境(I)の特徴を捉えた予測ができていたことが確認できる。

なお、シナリオ(I)-5における、PMVの可視化をした結果を図6に示す。これより、各在室者のPMVに大きな差異があることが分かる。このような環境で、提案手法を用いることで、PMV推定の主要因である室温が判明するた

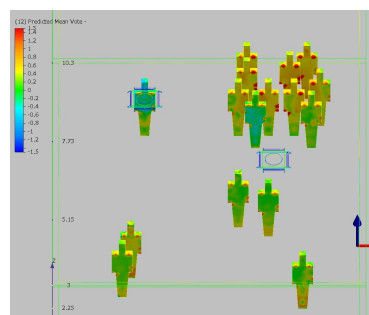


図 6 シナリオ (I)-5 における PMV の可視化

め、各在室者のPMVの予測につながると考えられる。

5.2.2 評価環境 (II) における予測精度

評価環境(II)におけるシミュレーション結果の一例として、シナリオ(II)-5における空調の運転開始から1, 5, 10, 15, 20分経過時の床からの高さ1mの平面上における温度分布を図7に示す。評価環境(II)では、ポイント6や9は室内機の吹出口近くに存在しているため、吹出からの冷気は直接到達する一方、ポイント8は吹出からの冷気はパーティションを回りこまないと到達できない。そのため、評価環境(II)で行った各シナリオにおいて、ポイント6や9では温度の下がり方は急速で収束温度も低いが、ポイント8では温度の下がり方は緩やかで収束温度も高めになるという傾向が見られた。

評価環境(II)においても評価環境(I)の場合と同様に9-foldの交差検証を行いモデルの性能評価を行った。算出された、各観測点におけるRMSEの最大、最小、平均値を表3に示す。

この結果より、提案した予測モデルは1分毎の温度変化を各ポイントで平均しておよそ0.25°Cの誤差で予測可能であることを確認した。

ポイント7ではRMSEの最大値が特に大きくなった。この結果は、シナリオ(II)-1での温度変化を予測する際に発生した。シナリオ(II)-1においてポイント7の温度変化を予測した結果を図8に示す。この図において、青い点はシミュレーションの結果得られた温度変化、実線は予測結果である。シナリオ(II)-1はシナリオ(I)-1の場合と同様に冷却の目標とする温度（吹出口温度）が低い一方、風量は3種の設定を与えた中で最も小さく、結果として最も空調の効果が得にくい。しかし、相対的に大きな空調効果が得られているこのシナリオ以外のシミュレーション結果を元にモデルが収束温度を予想したため、シミュレーション結果の温度が予測よりも高くなったことがこの原因と考えられる。

同一シナリオにおける各ポイントでの予測例としてシナリオ(II)-5における予測結果を図10に示す。このシナリオでのRMSEはポイント6から10でそれぞれ、0.21, 0.28, 0.22, 0.31, 0.25となった。評価環境(II)においても、ポイ

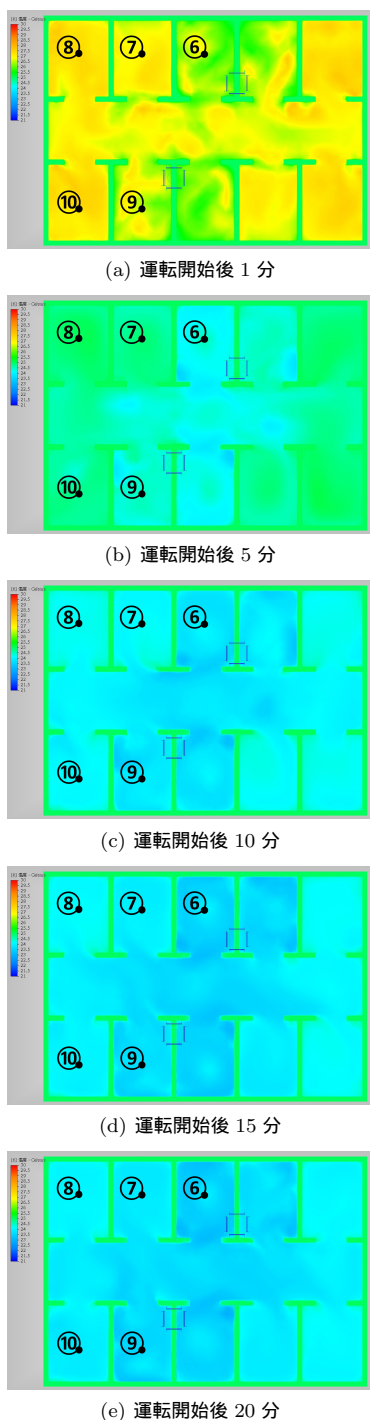


図 7 シナリオ (II)-5 における各経過時間ごとの温度分布

ポイント 6, 9 では温度の下がりは急速で収束温度も低い一方、ポイント 8 では温度の下がりは緩やかで収束温度も高くなるというスポットレベルで見た際の各ポイントの特徴を捉えた予測ができていていることが確認できる。

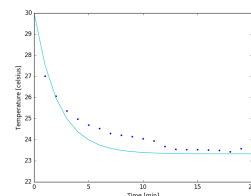


図 8 シナリオ (II)-2 ポイント 7 での予測結果

5.3 訓練データのシナリオ数が予測精度に与える影響

訓練データ数が予測精度に与える影響を調査するため、評価環境 (I) と (II) のそれぞれにおいて 9 シナリオ存在するシミュレーション結果から交差検証を行う際に、訓練データとテストデータの分割比を 8:1 から 5:4 まで変化させて各観測点ごとに RMSE の最大, 最小, 平均値を算出した。その結果を図 11 に示す。どちらの評価環境においても、訓練データのシナリオ数が少なくなれば、RMSE の平均値, 最大値共に増加することが確認できた。

5.4 訓練データの取得期間が予測精度に与える影響

訓練データの取得期間が予測精度に与える影響を調査するため、評価環境 (I) と (II) のそれぞれにおいて、5.2.1 節、5.2.2 節と同様の 9-fold の交差検証を行う際に、訓練データとして用いるシミュレーション結果のうち、空調の運転開始から $n(4 \leq n \leq 20)$ 分間のデータのみを用いた場合の各観測点における RMSE の最大, 最小, 平均値を算出した。 n を 4 分間隔で取った際の結果を図 12 に示す。どちらの評価環境においても、訓練データの取得期間を長くするほど各点の RMSE の平均値は減少することを確認した。また、訓練データの取得時間の延長は精度の向上につながるが、運転開始からおおむね 15 分程度のデータを訓練データとして用いても、平均的な予測精度は最長の 20 分間のデータを用いた場合とほぼ変わらないことが確認された。

6. まとめと今後の課題

本研究では、スポットレベルでの温度予測モデルを提案した。大きな空間のどのような場所においても快適な環境を得るためには、空調設定に対して温度がどのように変化を理解する必要がある。提案手法では、温度の低下を指数関数で表現し、同じ空間内でもスポットごとに室温が異なるという現実環境における観察にもとづいて、「スポット特有」の特徴をモデルに組み込んだ。CFD シミュレーションを用いて提案手法を検証したところ、平均誤差は 0.32°C となった。

すでに述べたように、我々は 50 個以上の温度センサーと 2 つの在室者検知を行うセンサーを 1000m^2 の広さを持つ商業施設内のラウンジスペースに設置してデータの収集を行っている。そこで、今後は得られたデータを元に提案手法の現実環境における評価を行う予定である。

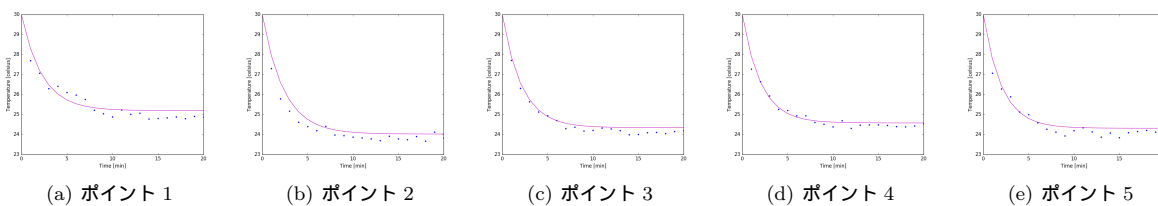


図 9 シナリオ (I)-5 温度変化の予測例

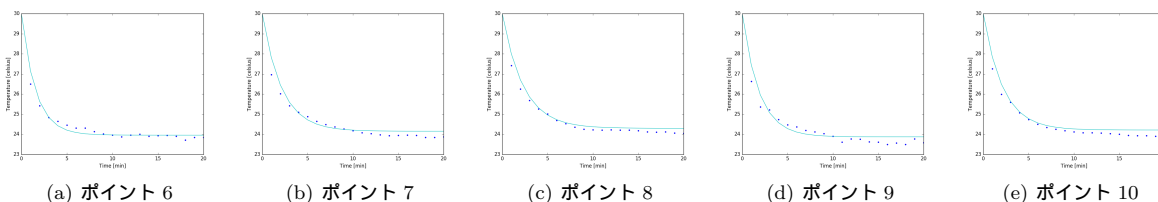
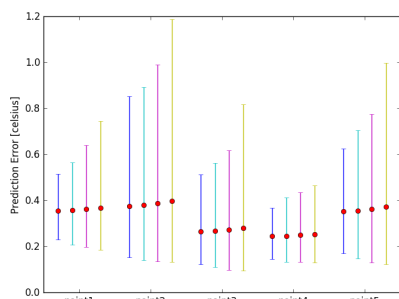
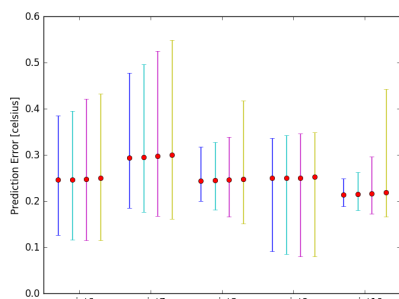


図 10 シナリオ (II)-5 温度変化の予測

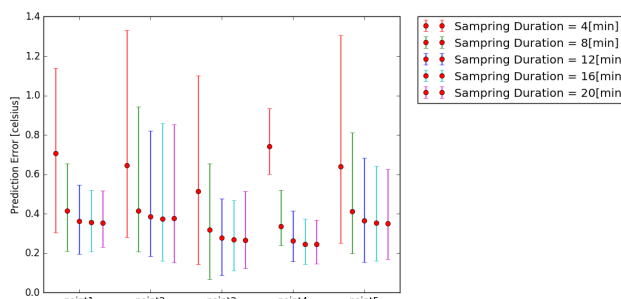


(a) 評価環境 (I)

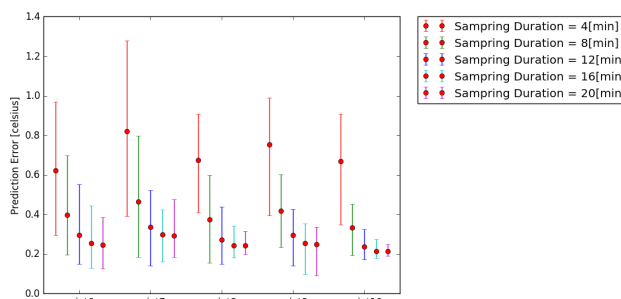


(b) 評価環境 (II)

図 11 訓練データ数を変化させた場合の予測誤差



(a) 評価環境 (I)



(b) 評価環境 (II)

図 12 訓練データの取得期間を変化させた場合の予測誤差

7. 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 15K12019 ならびに文部科学省国家課題対応型研究開発推進事業-次世代 IT 基盤構築のための研究開発-「社会システム・サービスの最適化のための IT 統合システムの構築」(2012 年度 ~2016 年度)の助成を受けたものです。

参考文献

[1] Pérez-Lombard, L., Ortiz, J. and Pout, C.: A review on buildings energy consumption information, *Energy and*

buildings, Vol. 40, No. 3, pp. 394–398 (2008).

[2] Nagarathinam, S., Vasan, A., Ramakrishna P, V., Iyer, S. R., Sarangan, V. and Sivasubramaniam, A.: Centralized Management of HVAC Energy in Large Multi-AHU Zones, *Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems For Energy-Efficient Built Environments*, pp. 157–166 (2015).

[3] Chiguchi, M., Nishimura, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: A PMV-based Approach to Estimate Human Thermal Comfort in Congested Indoor Space, *Submitted to Smart Buildings 2016* (2016). available at <http://www-higashi.ist.osaka-u.ac.jp/~h-yamagu/resource/pmv-whitepaper.pdf>.

[4] Erickson, V. L. a.: Energy efficient building environment

- control strategies using real-time occupancy measurements, *Proc. of ACM BuildSys2009*, pp. 19–24 (2009).
- [5] Delaney, D. T., O’Hare, G. M. and Ruzzelli, A. G.: Evaluation of energy-efficiency in lighting systems using sensor networks, *Proc. of BuildSys 2009*, ACM, pp. 61–66 (2009).
- [6] Agarwal, Y., Balaji, B., Gupta, R., Lyles, J., Wei, M. and Weng, T.: Occupancy-driven energy management for smart building automation, *Proc. of the ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building*, ACM, pp. 1–6 (2010).
- [7] Niwa, K., Tsukami, S., Kobayashi, K. and Hu, R.: Measurement and Simulation of Task/Ambient Air Conditioning System, *Journal of the Society of Heating, Air-Conditioning and Sanitary Engineers of Japan*, Vol. 84, No. 8, pp. 637–642 (2010).
- [8] Furuya, S. and Takai, H.: In case of the office renewal using Task and Ambient Lighting which adopted LED lighting, *Summaries of technical papers of Annual Meeting Architectural Institute of Japan*, Vol. 2010, pp. 1335–1336 (2010).
- [9] Gao, P. X. and Keshav, S.: Optimal personal comfort management using SPOT+, *Proceedings of the 5th ACM Workshop On Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings*, pp. 1–8 (2013).
- [10] Panagopoulos, A. A., Alam, M., Rogers, A. and Jennings, N. R.: AdaHeat: A General Adaptive Intelligent Agent for Domestic Heating Control, *Proceedings of AAMAS 2015*, pp. 1295–1303 (2015).
- [11] Buratti, C., Ricciardi, P. and Vergoni, M.: HVAC systems testing and check: A simplified model to predict thermal comfort conditions in moderate environments, *Applied Energy*, Vol. 104, pp. 117–127 (2013).
- [12] 地口将雄, 西村友洋, 山口弘純, 東野輝夫, 山口容平: 商業施設における快適度推定および可視化システムの開発, 情報処理学会モバイルコンピューティングとユビキタス通信 (MBL) 研究報告, Vol. 2015-MBL-74, No. 44, pp. 1–7 (2015).
- [13] : 能力と空調面積 | スカイエア | ダイキン工業株式会社: , <http://www.daikinaircon.com/shopoffice/info/pw/index.html>.
- [14] Autodesk, Inc.: Simulation CFD, <http://www.autodesk.com/products/simulation-cfd/overview> (2015).