

# 機械学習のための数理計画モデル —大規模施設における適応的空調制御—

榎原 一紀, 大原 誠, 長廣 剛, 玉置 久

大型複合施設における大規模な空調機群に対して、協調的な空調システムの運用による省エネルギー化の試みを紹介する。具体的には、複数の空調機を協調的に運用するために、複数の空調機および熱源機の運用計画を数理計画モデルで表し、その最適計画を教師とする機械学習の方法を解説し、その利点と可能性を示す。

キーワード：空調，サーマルグリッド，混合整数計画，ニューラルネットワーク

## 1. はじめに

本稿では、大規模施設での空調機の効率的運用による省エネルギー化の試みを紹介する。背景として、たとえばオフィスビルにおいては一次エネルギーの消費割合のうち空調機が約4割を占めるなど、その省エネルギー化が重要視される一方で、空調機器自体の性能向上はおおよそ頭打ちの傾向にある [1]。そこで空調機で生成された熱を空間的・時間的に共有することが肝要となり、その実現にあたっては利用者の活動状況の把握とそれを踏まえた運用計画の最適化が鍵となる。

大規模施設における空調の特徴としては、

- (A) 熱量投入から目標温度に至るまでの時間遅延
  - (B) 熱需要が外気温や滞在人数などの建物内外の状況に依存
- が挙げられる。(A) はリアルタイムな制御の困難さを意味し、事前に作成する(熱量投入)計画の質が省エネルギー化に大きな影響を与える。一方(B)は、この事前計画を作成するにあたって条件となりうる属性が、必ずしも入手可能ではないことを意味する。つまり運用レベルで省エネルギー化を実現するにあたっては、外気温および室内の滞在人数の予測と、それを踏まえた熱量投入計画の作成が肝要となる。本稿では、夏季での冷房を対象に議論を進める。

---

さかきばら かずとし  
富山県立大学工学部電子・情報工学科  
おおはら まこと, ながひろ つよし  
神戸大学 学術研究推進機構 学術産業イノベーション創造本部  
たまき ひさし  
神戸大学 大学院システム情報学研究科

## 2. 空調システムとその動作

### 2.1 空調システムの要素と構成

空調機器の概要について示す。本研究における空調機器は直接空気に熱を与える方式ではなく、冷温水を介して空気と熱を交換する方式を前提とする。この方式では、空調機器は主に熱源機、空調機、配管、ポンプ、蓄熱槽を含んでいる。各機器の機能について以下に示す。

#### 熱源機 (R : Heat Resource)

ガス式・電力式などさまざまな種類があるが、エネルギーを投入して熱を生成し、冷温水へ熱を与える。機器により熱の生成効率異なる。

#### 空調機 (AC : Air Conditioner)

冷温水の熱と空気の熱を熱交換し、変温させた空気を送ることで冷暖房を行う。

#### 配管

各機器をつなぎ、冷温水の通り道となる。

#### ポンプ

配管内の冷温水に流速を与える。

#### 蓄熱槽

熱が与えられた冷温水を蓄積し、冷温水の熱を保つ。

蓄熱槽のない建物の室内を対象とした冷房の際、次のように各機器が動作する。

1. 目標温度の設定。
2. 目標温度に基づき冷房負荷を導出。冷房負荷に合わせて熱源機が水を冷却。
3. ポンプによって配管を通して冷水を空調機へ送水。
4. 空調機による熱交換によって室内が冷房、冷水は加熱。
5. (加熱された) 冷水を熱源機へ戻す。

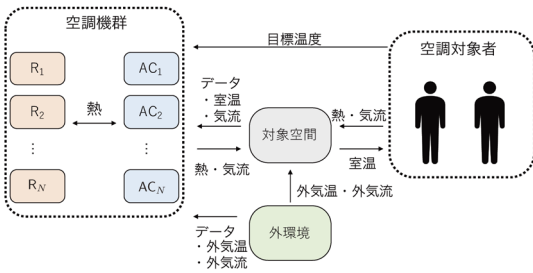


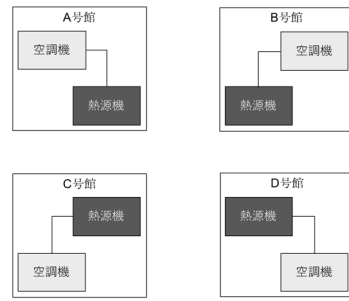
図1 空調システムの構成

空調機の対象となる室内では、人間や照明機器やPCなどが、熱を発生しており、さらに人間の移動により気流が発生するため、室内の温度は均一ではない。これらのような冷暖房負荷は内部負荷と呼ばれる一方、外気温などの外環境による冷暖房負荷は外部負荷と呼ばれる。図1にこれらの関係を示す。上で示した動作手順における1.においては、空調対象者あるいは管理者によって目標（温度）が設定される。本稿では後者の管理者による制御を取り上げる。

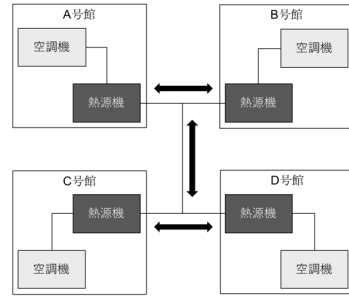
## 2.2 複合施設における空調

2.1節で示したように、空調機器は冷温水によって必要な熱量が送られる。冷房を行う場合、熱源機で冷温水を冷却し、ポンプで配管を通して空調機に送られ、空調機の動作で冷温水が暖められることで実現される。さらに、用いられた冷温水を熱源機で再び冷やして用いるといったカスケード利用が行われる。このとき、複数の施設に設置された空調機および熱源機を配管で結ぶことにより、各建物の熱需要に応じて協調的に運用する方式が考えられる。これにより、ある建物の熱需要に対しても、ほかの建物の熱源機出力を充当することが可能となり、自由度の高い運用計画が得られ、結果として複合施設全体での投入エネルギーの削減の可能性が生まれる。以上のような方式はサーマルグリッドと呼ばれる[2]。

サーマルグリッドはスマートグリッドと似通った発想に基づき、対象を電力ではなく熱としたものと捉えられる。スマートグリッドは多くの概念を含むものの、複数の電力の供給側・需要側の双方の状態を把握して最適な送電を可能とする送電網と考えた場合、この送電網はネットワークとして表現できる。同様に、空調システムでも図2のように各建物の空調機器を配管とポンプでつなぐことで、複数の熱の供給・需要を持つネットワークとして表現できる。多くの既存の空調機器のシステムでは、一つの建物に対し一つの熱源機で熱を供給している(図2(a))のに対し、サーマルグリッ



(a) 分散・孤立システム



(b) 分散・連携システム

図2 サーマルグリッドの構成

ドではこのネットワークから、高効率な熱源機の優先利用による複数の空調機への熱の供給を行う。これにより複合施設全体での投入エネルギーの削減が可能となる(図2(b))。また、将来的な熱負荷を予測した下で熱生成と空調出力によるさらなる効率化も見込まれる。そのためには、一定期間にわたる空調機器の運用計画の最適化が必須となる。

## 3. サーマルグリッドの数理計画モデル

本研究では、サーマルグリッドシステムにおける混合整数計画モデルの先行研究[3]を前提として、期を陽に導入し、複数期にわたる最適化を可能とすることで2.2節で示した課題の解決を図る。この混合整数計画モデルにおいては、サーマルグリッドをネットワーク $G(V, \mathcal{E})$ と表現し、ノード $i$ からノード $j$ までのアークを $(i, j)$ とする。各アークは空調機、熱源機、配管のような空調機器を表し、各ノードは空調機器の接続点を表す。またアークの向きは冷温水の流れを示す。

### 3.1 基本要素

本研究の数理計画モデルにおける基本要素を示す。はじめに、各空調機器に分類したアークの集合を以下に示す。

- ▷ 熱源機  $(i, j) \in \mathcal{R}$ ,
- ▷ 空調機  $(i, j) \in \mathcal{A}$ ,

▷ 配管  $(i, j) \in \mathcal{P}$ .

以下に示すモデルにおいては、計画対象となる（有限の）期間を前提とする。またこの期間を有限の幅をもった期に分割し、期一つひとつをインデックス  $k$  で識別するものとする。

すべてのアーク  $((i, j) \in \mathcal{E})$  が持つ変数 (○) と定数 (●) を以下に示す。

- 機器  $(i, j)$  の  $k$  期における熱量流量の変化量 [MJ]:  $\Delta Q_{i,j}(k)$ ,
- 機器  $(i, j)$  が  $k$  期に入力される熱量流量 [MJ]:  $Q_{i,j}^{\text{IN}}(k)$ ,
- 機器  $(i, j)$  が  $k$  期に出力する熱量流量 [MJ]:  $Q_{i,j}^{\text{OUT}}(k)$ ,
- 機器  $(i, j)$  の  $k$  期における質量流量 [kg]:  $m_{i,j}(k)$ ,
- 機器  $(i, j)$  の最大質量流量 [kg]:  $m_{i,j}^{\text{MAX}}$ ,
- 機器  $(i, j)$  の長さ [m]:  $l_{i,j}$ .

特定のアークのみがもつ変数・定数があり、熱源機のアーク  $((i, j) \in \mathcal{R})$  がもつ変数 (○) と定数 (●) を以下に示す。

- 熱源機  $(i, j)$  の  $k$  期における生成熱量流量 [MJ]:  $Q_{i,j}^{\text{G}}(k)$ ,
- 熱源機  $(i, j)$  の  $k$  期におけるガス投入量 [kg]:  $f_{i,j}(k)$ ,
- 熱源機  $(i, j)$  の単位ガス投入量あたりの生成熱量流量（熱効率）[MJ/kg]:  $\alpha_{i,j}$ ,
- 熱源機  $(i, j)$  が生成できる最大熱量流量 [MJ]:  $Q^{\text{MAX}}$ ,
- 熱源機  $(i, j)$  のガスの最大投入可能量 [kg]:  $f^{\text{MAX}}$ ,
- 熱源機  $(i, j)$  の起動に必要なガスの最小投入量 [kg]:  $f^{\text{MIN}}$ ,
- 熱源機  $(i, j)$  の  $k$  期における起動時のペナルティ:  $\epsilon_{i,j}(k)$ ,
- 熱源機  $(i, j)$  の  $k$  期における運転状態を表すバイナリ変数:  $\delta_{i,j}(k)$ .

$\delta_{i,j}(k)$  が 1 ならば熱源機  $(i, j)$  は  $k$  期に運転中で、0 ならば運転していないとする。また、数理計画上では電方式の熱源機をガス式の熱源機に置き換えて定義する。

空調機のアーク  $((i, j) \in \mathcal{A})$  がもつ変数 (○) と定数 (●) を以下に示す。

- 空調機  $(i, j)$  の  $k$  期での消費熱量流量 [MJ]:  $Q_{i,j}^{\text{C}}(k)$ ,
- 空調機  $(i, j)$  がある部屋の  $k$  期における室温  $^{\circ}\text{C}$ :  $T_{i,j}(k)$ ,
- 空調機  $(i, j)$  がある部屋の  $k$  期における目標温度  $^{\circ}\text{C}$ :  $T_{i,j}^{\text{G}}(k)$ ,

- 空調機  $(i, j)$  がある部屋の  $k$  期における温度変化量  $^{\circ}\text{C}$ :  $T_{i,j}^{\text{CH}}(k)$ ,
  - $T_{i,j}(k)$  と  $T_{i,j}^{\text{G}}(k)$  との差に対するペナルティ:  $z_{i,j}(k)$ ,
  - 空調機  $(i, j)$  がある部屋の熱容量 [MJ/ $^{\circ}\text{C}$ ]:  $C_{i,j}$ ,
  - 空調機  $(i, j)$  がある部屋の温度の自然変化率:  $\beta_{i,j}$ ,
  - ペナルティ  $z_{i,j}$  に対する目的関数での係数:  $\gamma_{i,j}$ .
- 配管のアーク  $((i, j) \in \mathcal{P})$  がもつ変数 (○) を以下に示す。

- 配管  $(i, j)$  の  $k$  期における冷温水の流れを表すバイナリ変数:  $b_{i,j}(k)$ .

ここで、 $b_{i,j}(k)$  が 1 ならば  $k$  期に  $i$  から  $j$  の方向に流れが生じ、0 ならば流れは生じない。 $b_{i,j}(k)$  と逆の流れは  $b_{j,i}(k)$  によって表す。

アークに属さない定数 (●) を以下に示す。

- $k$  期における外気温  $^{\circ}\text{C}$ :  $T^{\text{OUT}}(k)$ ,
- $T_{i,j}$  と  $T_{i,j}^{\text{G}}$  との差の許容温度  $^{\circ}\text{C}$ :  $T^{\text{AL}}$ ,
- 熱量流量から質量流量への変換係数:  $\eta$ ,
- 質量流量のポンプ動力への変換係数:  $\xi$ ,
- ペナルティ  $\epsilon_{i,j}(k)$  に対する目的関数での係数:  $\tau$ .

### 3.2 目的関数

本研究の数理計画モデルでは以下の三つの項目の最小化を行うことで最適運用計画を導出する

- 全体の一次エネルギー消費量,
- 熱源機の起動時のペナルティ,
- 目標室温と実際の室温との差.

これらから目的関数を次のように定義する。

$$\sum_{k=1}^K \left( \sum_{(i,j) \in \mathcal{R}} f_{i,j}(k) + \xi \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} l_{i,j} m_{i,j}(k) + \tau \sum_{(i,j) \in \mathcal{R}} \epsilon_{i,j}(k) + \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} \gamma_{i,j} z_{i,j} \right) \rightarrow \min. \quad (1)$$

式 (1) において、 $\sum_{(i,j) \in \mathcal{R}} f_{i,j}(k)$  と  $\xi \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} l_{i,j} m_{i,j}(k)$  は運用計画におけるガスの消費量とポンプの動力による電力消費を表し、全体の一次エネルギー消費量として扱う。 $\tau \sum_{(i,j) \in \mathcal{R}} \epsilon_{i,j}(k)$  は熱源機の起動時のペナルティを表す。熱源機の起動には多少の時間を有するので、ペナルティはそれを考慮するため用いる。 $\sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} \gamma_{i,j} z_{i,j}$  は目標室温との差のペナルティを表す。

### 3.3 制約条件

数理計画モデルにおける制約条件を 3.1 節で示した要素を用いて以下に定義する。

- すべてのアーク  $((i, j) \in \mathcal{E})$  における制約条件:

– 熱量流量の変化量は出力と入力との差と等しい。

$$Q_{i,j}^{\text{OUT}}(k) - Q_{i,j}^{\text{IN}}(k) = \Delta Q_{i,j}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{E}) \quad (2)$$

– 熱量流量に必要な最低限の質量流量を算出する。

$$m_{i,j}(k) \geq \eta Q_{i,j}^{\text{IN}}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{P} \cup \mathcal{A}) \quad (3)$$

$$m_{i,j}(k) \geq \eta Q_{i,j}^{\text{OUT}}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{R}) \quad (4)$$

– 各機器  $(i,j)$  には冷温水を流せる最大質量流量が定められている。

$$m_{i,j}(k) \leq m_{i,j}^{\text{MAX}} b_{i,j}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{E}) \quad (5)$$

• 熱源機  $((i,j) \in \mathcal{R})$  における制約条件：

– 熱源機では冷房のための熱量流量を生成する。

$$\Delta Q_{i,j}(k) = Q_{i,j}^{\text{G}}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{R}) \quad (6)$$

– ガスの投入量に応じて熱量流量を生成する。

$$Q_{i,j}^{\text{G}}(k) = \alpha_{i,j} f_{i,j}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{R}) \quad (7)$$

– 熱源機の起動には一定のガスの投入量が、必要かつ投入量の上限を超えない。

$$f_{i,j}^{\text{MIN}} \delta_{i,j}(k) \leq f_{i,j}(k) \leq f_{i,j}^{\text{MAX}} \delta_{i,j}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{R}) \quad (8)$$

– 熱源機の生成熱量流量は上限を超えない。

$$Q_{i,j}^{\text{G}}(k) \leq Q^{\text{MAX}}, \quad ((i,j) \in \mathcal{R}) \quad (9)$$

– 熱源機の起動時にはコストが生じる。

$$\epsilon_{i,j}(k) \geq \delta_{i,j}(k+1) - \delta_{i,j}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{R}) \quad (10)$$

• 空調機  $((i,j) \in \mathcal{A})$  における制約条件：

– 空調機では冷房のため熱量流量を消費する。

$$\Delta Q_{i,j}(k) = -Q_{i,j}^{\text{C}}(k), \quad ((i,j) \in \mathcal{A}) \quad (11)$$

– 空調と自然変化により室温は変化する。

$$T_{i,j}(k+1) = T_{i,j}(k) - \Delta Q_{i,j}(k)/C_{i,j} + T_{i,j}^{\text{CH}}(k+1), \quad ((i,j) \in \mathcal{A}) \quad (12)$$

– 外気温により室温は自然に変化する。

$$T_{i,j}^{\text{CH}}(k+1) = \beta_{i,j}(T^{\text{OUT}}(k) - T_{i,j}(k+1)), \quad ((i,j) \in \mathcal{A}) \quad (13)$$

– 目標室温と実際の室温の差のペナルティを算出

する。

$$z_{i,j}(k) = \begin{cases} 0 & (T_{i,j}(k) - T_{i,j}^{\text{G}}(k) < 0) \\ T_{i,j}(k) - T_{i,j}^{\text{G}}(k) & (\text{otherwise}), \end{cases} \quad ((i,j) \in \mathcal{A}) \quad (14)$$

– 目標室温と実際の室温の差は許容温度を超えない。

$$\left| T_{i,j}(k) - T_{i,j}^{\text{G}}(k) \right| < T^{\text{AL}}, \quad ((i,j) \in \mathcal{A}) \quad (15)$$

• 配管  $((i,j) \in \mathcal{P})$  における制約条件：

– 配管内では熱量流量は変化しない。

$$\Delta Q_{i,j}(k) = 0, \quad ((i,j) \in \mathcal{P}) \quad (16)$$

– 冷温水の流れの向きは一つのみとする。

$$b_{i,j}(k) + b_{j,i}(k) \leq 1, \quad ((i,j) \in \mathcal{P}) \quad (17)$$

• 全ノード  $(i \in \mathcal{V})$  における制約条件：

– ノード  $p$  における熱量流量保存則。

$$\sum_{i \in \mathcal{V}} Q_{i,p}^{\text{OUT}}(k) - \sum_{j \in \mathcal{V}} Q_{p,j}^{\text{IN}}(k) = 0, \quad (p \in \mathcal{V}) \quad (18)$$

– ノード  $p$  における質量流量保存則。

$$\sum_{i \in \mathcal{V}} m_{i,p}(k) - \sum_{j \in \mathcal{V}} m_{p,j}(k) = 0, \quad (p \in \mathcal{V}) \quad (19)$$

## 4. 機械学習によるローリング計画

### 4.1 意思決定と実行のタイミング

3節で示した数理計画モデルに基づき 2.2節の最適運用を導出することが可能となる。このとき、空調計画そのものはその対象期間が陽に与えられていない一方で、モデルには有限の計画期間を設定する必要がある。主に最適化に要する計算時間によって定まる。さらに1節で示した空調の特徴(B)にあるように、熱需要  $C_{i,j}$  は室内外の負荷により求まるため、これらを計画立案時(すなわち事前)に精度よく与えることは難しい。これらの特徴を有する最適化問題に対しては、ローリング計画(Rolling horizon procedure) [4] やモデル予測制御(Model predictive control) [5] といった、時間軸に沿って逐次的に計画を作り直すアプローチが考えられる。

図3(a)および(b)にこれらの意思決定および決定実行のタイミングの関係を示す。図中の(□)は、3.1節に登場する変数一つひとつに対応している。(a)では、

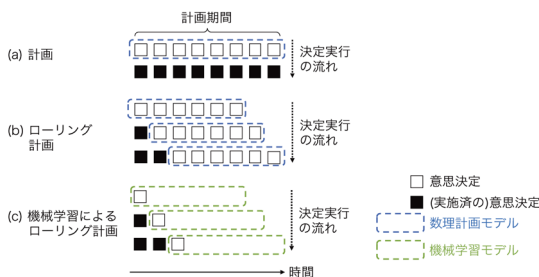


図3 意思決定と実行のタイミング

あらかじめ計画を立てた（つまりある期間に対する決定列を定めた）うえで、それをそのまま実行している一方で、(b)では計画を実行しながら、逐次計画を（新たに先の意思決定を取り込みながら）作り直す。数理計画をベースにする場合、計画立案と決定実行のタイミングの関係から、一部の変数（時間軸上で後方にある変数）に関わる制約を緩和することにより、ローリング計画における各繰り返しでの最適化に要する計算量を削減するアイデアがあり（緩和固定法 (Relax-and-fix heuristics) [6, 7] と呼ぶ）、物流計画への応用などが報告されている [8, 9]。

#### 4.2 機械学習モデルの導入

本研究が対象とする空調システムにおいても、緩和固定法などの適用が可能な一方で、不確実性を伴う熱需要パラメータ  $C_{i,j}$  に何かしらの規則性（統計性）があれば、これを最適化プロセスに組み込むことが望まれる。しかしローリング計画は、各繰り返しのタイミングでパラメータの実現値に基づき最適化問題を解き直しているに過ぎず、モデルパラメータの統計性を明示的に組み込むことができない。そこでローリング計画の枠組みにパラメータの統計性を反映するために、機械学習を組み込む（図3(c)）ことを考える。

具体的には、ローリング計画における最適化モデル（図中(b)の破線）を機械学習モデルに置き換える。さまざまな気候や施設の利用状況を踏まえた熱需要パターンを事前に十分な数だけ用意しておき、それら熱需要パターンごとに最適化モデル（図3(a)）を求解する。熱需要パターン（パラメータ実現値）と得られた最適解をそれぞれ入力および教師として機械学習モデル（図中(c)の破線）を獲得する。ここで(b)のローリング計画を適用するにあたっては、計画期間内のすべての熱需要（の予測）を明示的に与える必要があるのに対して、機械学習モデルではその必要はなく、意思決定対象となる期前後の情報を入力すればよいことになる。つまり計画期間内の熱需要予測は、（適切な学習が達成

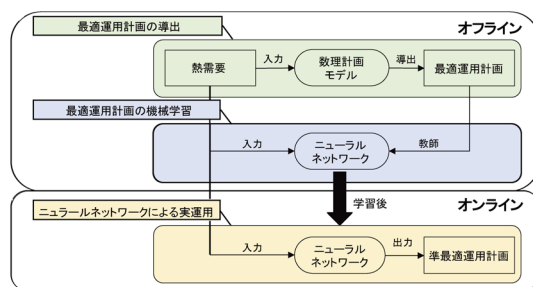


図4 機械学習とその利用

されれば）機械学習により獲得されたモデルに埋め込まれることとなる。

機械学習モデルとして本研究ではニューラルネットワーク (Neural network) [10] を採用する。ニューラルネットワークは人間の脳の神経回路構造を元に作られたネットワークモデルであり、入出力の相関関係をネットワークの重みパラメータとして表現する。本研究で採用するネットワークは階層的な構造を取り、誤差逆伝搬法 [10] により重みパラメータを獲得する。出力データが教師データに近づくように、ノード間の結合の重みパラメータを繰り返し修正することで学習を実現している。図4に機械学習モデルの獲得の流れを示す。学習済みのニューラルネットワークにより、数理計画に比べて極めて短時間で意思決定がなされるため、結果としてオンライン意思決定が可能となる。さらには、モバイルデバイスなどでの運用などのエッジコンピューティングにも応用が広がる。

#### 4.3 ニューラルネットワークの入出力

ニューラルネットワークの学習には、実証実験で計測されたデータを用いる。1時間を1期とし、昼間の10期分の運用計画を機械学習では1期ごとに学習を行う。ニューラルネットワークの入出力データは以下のとおりとなる（括弧内の数値は次元数を表す）：

- 入力データ (42)
  - 推定期の外気温と目標室温 (10)
  - 推定期の1期前の熱源機の出力 (13)
  - 推定期の1期前の空調機の出力 (9)
  - 推定期の1期前の外気温と目標室温 (10)
- 出力データ・教師データ (13)
  - 推定期の熱源機の出力 (13)

#### 4.4 ニューラルネットワークの構造

ニューラルネットワークには全結合層のみで構成されたネットワークモデルを用いる。ネットワーク構造を図5に示す。前述のように入力層のノード数は42、出力層のノード数は13となる。中間層にはノード数

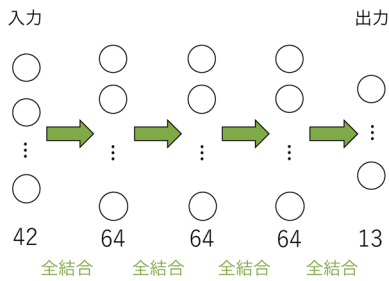


図5 ニューラルネットワークの構造

が64の全結合層を3層用いる。

すべての中間層では活性化関数として  $\text{ReLU}(h(x) = \max(0, x))$  を用い、出力層では(回帰問題を取り扱うため)恒等関数を用いる。損失関数を平均二乗誤差(MSE)とし、ネットワークの重みの更新関数には Adam [11] を用いる。

## 5. 計算機実験

### 5.1 例題

13機の熱源機と9機の空調機がある複合施設を対象にする。空調対象期間は8時から18時までとし、1期を前述のように1時間とする( $k = 1, \dots, 10$ )。79日分の外気温のデータを用意し、3パターンの目標室温を用意した：

- (パターン1) 全空調機が全期間にわたり同一の目標温度(23°C)の冷房を実施。
- (パターン2) 全空調機が全期間にわたり異なる目標温度(22~26°C)の冷房を実施。
- (パターン3) 一部の空調機が短期間での冷房を行う。

これにより、 $79 \times 3 = 237$ 日分の運用計画が作成されることとなる。

### 5.2 機械学習の設定

機械学習に与える2,370期のデータに対し、217日分の2,170期をニューラルネットワークの学習データ、残り20日分の200期をテストデータとする。教師データには、3節で示した混合整数計画モデルに基づき IBM ILOG CPLEX12.7 [12] を利用して得られる最適解を用いた。これらのデータに対し、ミニバッチを10としたミニバッチ学習を行う。学習器の実装には Chainer1.17.0 を用いた。学習は2,000周期まで行い、乱数の影響を考慮するために10通りの乱数で学習を行った。学習モデルの評価として、損失関数の

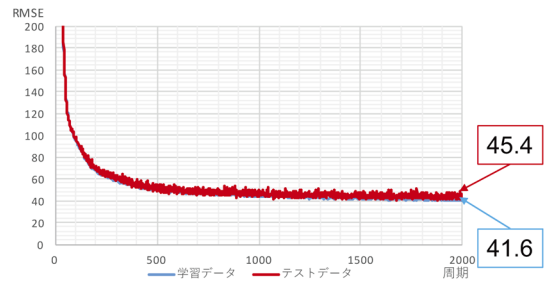


図6 学習およびテストデータに対する RMSE

表1 最良モデル出力の評価値

	全パターン	パターン 1	パターン 2	パターン 3
平均値	0.0333	0.0324	0.0251	0.0426
最大値	0.1686	0.0528	0.0475	0.1686
最小値	0.0052	0.0122	0.0108	0.0052

MSEの平方である平均平方二乗誤差(RMSE)を確認する。

### 5.3 学習結果

学習における各周期の学習データとテストデータのRMSEを図6に示す。この図におけるRMSEは10通りのすべてのモデルのRMSEの平均値を用いている。図6から、最終的に学習データとテストデータのRMSEがともに約40程度に収束しており、過学習が生じなかったことがわかる。

### 5.4 最良モデルの評価

5.3節で得られた最良モデルについて考察する。最良モデルの出力に対しては最小の生成熱量流量以下ならば0、最大の生成熱量流量以上ならば最大生成熱量流量となるようなフィルターを導入している。一方で最良モデルの出力が制約式(15)の必要熱量流量を満たさないケースが、パターン3において14日間確認された。これらの結果を除く243日分の出力を3節の混合整数計画モデルの変数  $Q_{i,j}^C(k)$  に設定し、式(1)で表される評価値を求めた。最適運用計画の評価値に対するパターンに関する平均相対誤差を表1に示す。パターン3に対しては相対的に精度の低い運用結果が見られる一方で、それ以外のパターンに対しては良好な結果が得られていることがわかる。

## 6. おわりに

大規模施設での空調機の効率的運用による省エネルギー化の試みとして、複数の空調機および熱源機を協調運用することを目的としたサーマルグリッドを紹介した。その運用最適化の技法として、数理計画を教師

とする機械学習法のメリットと可能性を示した。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 17K01262 の助成の下に実施されました。また研究の全般にわたり、富山県立大学大学院・森永裕矢氏（現・北陸コンピュータ・サービス株式会社）にご協力いただきました。ここに謝意を示します。

#### 参考文献

- [1] 省エネルギーセンター, オフィスビルのエネルギー消費の特徴, <https://www.eccj.or.jp/office.bldg/01.html> (2019 年 11 月 4 日閲覧)
- [2] L. Yang, E. Entchev, A. Rosato and S. Sibilio, “Smart thermal grid with integration of distributed and centralized solar energy systems,” *Energy*, **122**, pp. 471–481, 2017.
- [3] 横山良平, 北野裕之, 涌井徹也, “配管ネットワークを考慮した熱供給システムの最適運用 (実システム適用の試み),” 第 58 回自動制御連合講演会講演論文集, CD-paper, 2015.
- [4] M. Pinedo, *Scheduling: Theory, Algorithms, and Systems*, Prentice-Hall, 2002.
- [5] ヤン M. マチエヨフスキー (足立修一・管野政明訳), 『モデル予測制御—制約のもとでの最適制御』, 東京電機大学出版局, 2005.
- [6] Y. Pochet and L. A. Wolsey. *Production planning by mixed integer programming*, Springer, 2006.
- [7] 久保幹雄, 数値計画ソルバーを用いたメタ解法, システム/制御/情報, **50**(9), pp. 357–362, 2006.
- [8] K. Sakakibara, Y. Tian and I. Nishikawa, “An Incremental Approach for Storage and Delivery Planning Problems,” *Decision Making in Manufacturing and Services*, **6**(1), pp. 5–23, 2012.
- [9] 榊原一紀, 田雅杰, 西川郁子, “トラックターミナルを利用した配送・保管計画の整数計画モデルと数値計画法による逐次的解法,” システム制御情報学会論文誌, **24**(4), pp. 88–96, 2011.
- [10] 馬場則夫, 小島史男, 小澤誠一, 『ニューラルネットの基礎と応用』, 共立出版, 1994.
- [11] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” *In Proceedings of The 3rd International Conference for Learning Representations*, 2015.
- [12] IBM, ILOG CPLEX Optimizer, <https://www.ibm.com/cloud/garage/dte/tutorial/cplex-optimization-studio-fundamentals-tutorial> (2019 年 11 月 4 日閲覧)
- [13] Preferred Networks, Chainer, <http://chainer.org/> (2019 年 11 月 4 日閲覧)