

Data envelopment analysis によるオフィスビル空調運用改善

05001344 大阪大学 *森嶋武史 MORINIBU Takeshi

01604524 大阪大学 森田浩 MORITA Hiroshi

1. はじめに

世界の全電力量の 40% をビルが占め、空調はそのビルエネルギーの 40% を占めるため、空調システムの運用を改善することはエネルギー消費量を抑えるために効果的である。実際、センサーの活用により無駄になっているエネルギーは 10-15% ほど削減できるという実証結果がある [1]。

一方で、これらはコスト的にも施工的にも、センサーを導入できる先進的なビルに应用が限られている。本論が取り上げる課題は、先進的ではないビルに対しては施策がほとんど取られていないということである。本論の主目的は、空調機器の運用履歴のデータがある、というビルに対してエネルギー削減施策を行うことであり、これは省エネを実行する対象を広げるという意味で重要である。

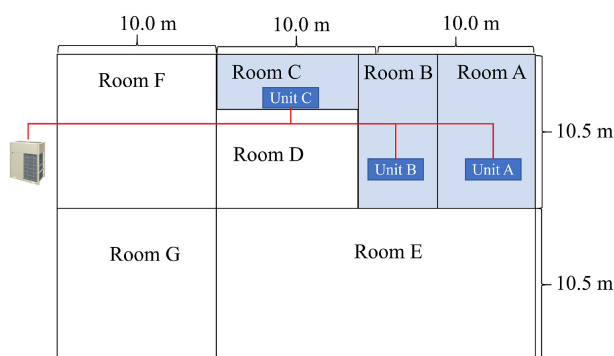


図 1: VRF が導入されているオフィス

対象は variable refrigerant flow (VRF) である。VRF は、図 1 が示すように、一つの室外機に対し複数の室内機、例えば Unit A, Unit B, Unit C を持つ。ON/OFF は従業員が行うため、図 2 が示すように一日の総運転時間にばらつきが発生する。差分の理由は推測できないが運転の少ない日と多い日は分かる。さらに図 3 を合わせると、08-02 と 08-19 の時刻毎の運転差分を見ることができる。運用履歴から改善すべき日とその目標とする日を見つけることができれば、その比較は有益な情報をもたらすと期待する。

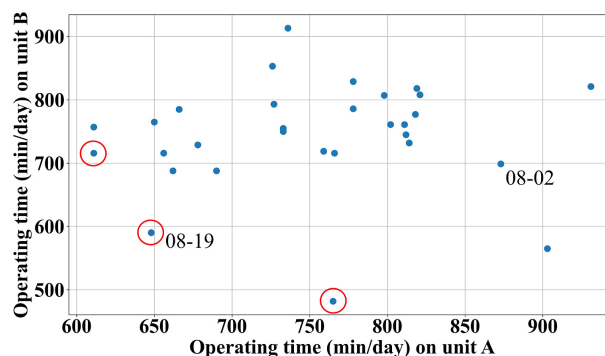


図 2: 冷房期間の日毎の空調機器の運転時間。丸はより短い運転日を示す。

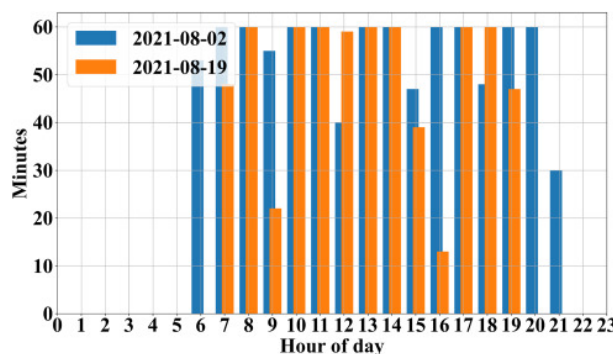


図 3: 冷房期間の時刻毎の空調機器の運転時間

2. DEA による運用改善手法

Nomenclature

$x_{i,q}$ DMU_q の室内機 i の総運転時間

l_k 改善候補の DMU_k が属する層

$H_q^*(d)$ DMU_q の層から測られる d 次の魅力度

$M_q^*(d)$ DMU_q の層から測られる g 次の発展度

DMU_q^{k*} DMU_q が目指すべき改善候補

N 次元上のデータを包絡する点と、各点が目指す対象と改善量を求めるには Data envelopment analysis (DEA) が有効な手法の一つである [3]。DEA がもつ課題の一つは、実現可能な改善提案

である。フロンティアまでの改善は、各 Decision Making Unit(DMU) が許容する改善量を超える可能性があり改善を難しくする。我々は物理的な制約を置き、その範囲内でフロンティアに到達するために妥当な改善先を見つける手法を提案した。

提案手法はまず改善候補を式 (1) と (2) を満たす DMU に制限する。これは各入力の変量の削減量の総和が 0 より大きい、つまり改善に意味があることと、定数 C より小さい、つまり許容できる改善であることを保証する。定数 C は運用により異なるデータや状況により決める値である。図 4 は点 K に対する制約を可視化する。

$$\sum_{1 \leq i \leq m} (x_{i,q} - x_{i,k}) > 0 \quad (1)$$

$$\sum_{1 \leq i \leq m} (x_{i,q} - x_{i,k}) \leq C \quad (2)$$

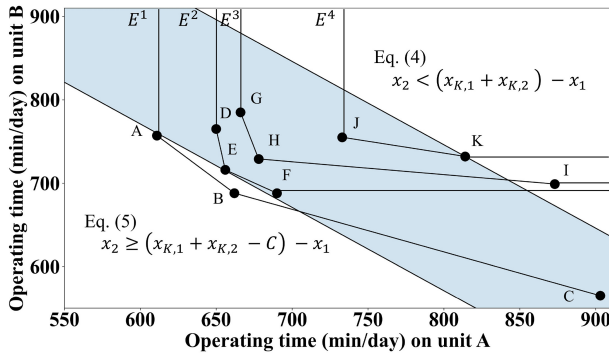


図 4: 点 K における改善候補の領域

次に階層的 DEA を、入力を各室内機の総運転時間 (m 次元)、出力を 1 として用い、改善候補の中から改善先を選定する。発展度 M_k^* は第 1 層であるフロンティアと改善候補の DMU_k 間で測られ、 $M_k^*(l_k - 1)$ となり、魅力度 H_k^* は改善候補の DMU_k と対象が属する層 l_0 間で計られ、 $H_k^*(l_0 - l_k)$ となる。式 (3) に従い改善候補を選択すると、フロンティアに近い改善候補であり、かつ対象からは改善量がより大きい点を改善先となる。

$$DMU_q^* = \arg \max H_k^*(l_0 - l_k) / M_k^*(l_k - 1) \quad (3)$$

3. 結果

Case study とした対象オフィス (図 1) の 3 台の室内機を持つシステムに対し、提案手法を $C = 240$

として用いることで、各日に対し削減許容量を満たす範囲で改善対象の日を見つけることができた。これらの差分を総計すると、約 7.5% の運転時間を減らすことができると分かった。実際、この結果により無駄な運転をしている時刻を特定し、空調機器に対して特定時刻に運転方法を変えるようなスケジュール制御を導入するという省エネ施策を実施した。

4. 結論

空調機器の運転履歴から実現可能な改善方法を提案し、その結果を効果的に活用することができた。これは高度なセンサー連携が難しいビルにも適用できるため、省エネの機会を広げエネルギー削減に貢献するという意味で重要である。今後は VRF 以外のシステムへの適用や、気温などのデータを組み合わせた分析などが期待される。

5. 今後の方針

我々は分析の際、PuLP を用いて DEA を実装し分析に用いた [4]。調査した手法をモジュールとして開発していたので、それらを整理し手法の説明や適用方法をまとめ、GitHub に公開した [5]。今後 pypi ライブラリとして登録し、継続して改良を重ねていく OSS として公開する。

参考文献

- [1] Agarwal, Y. and Balaji, B. and Gupta, R. and Lyles, J. and Wei, M. and Weng, T. Occupancy-driven energy management for smart building automation, *BuildSys'10 - Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings*, 2010.
- [2] Morinibu, T. and Morita, H. Improving operation management performance of air conditioners in offices using data envelopment analysis, *Journal of Building Engineering*, Volume 57, 2022.
- [3] Charnes, A. and Cooper, W.W. and Rhodes, E. Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research*, Volume 2, 1978.
- [4] PuLP, <https://coin-or.github.io/pulp/>
- [5] PyDEA, <https://github.com/NibuTake/PyDEA>