

# BEMSデータによる 建物内設備の異常検知

奥谷 大介 岸良 吉晃

BEMS (Building and Energy Management System) とは、建物内で使用する電力などのエネルギー使用量を計測し、見える化を図り、空調・照明機器などを効率よく制御するシステムである(図1)。OKIクロスステックでは快適で安全な施設環境の提供のため、ビル管理ソリューションの一環として多くの施設へのBEMS導入に取り組んでいる<sup>1)</sup>。

建物の管理機能の一つに、設備の異常検知がある。本稿では、BEMSデータを用いたAIによる異常検知の一応用として、建物内の配管流量センシングデータに対してOKI独自の異常検知手法を適用することで、従来方式では検知が困難であった異常が検知できることを示す。

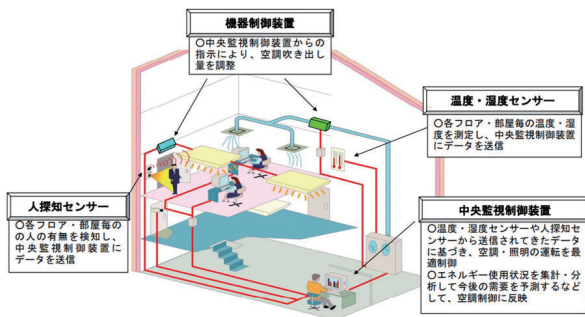


図1 BEMS の例 (出所：環境省ホームページ<sup>2)</sup>)

## OKIクロスステックのBEMSの特徴と BEMSによる異常検知の現状

OKIクロスステックでは、建物の規模や用途、お客様のニーズに合わせた操作性・機能性に配慮したビル管理システムを提供している。本システムでは複数種類のセンサーをシステムに接続し、データを収集することができる。またOKIの920MHz帯無線「SmartHop<sup>®</sup>」<sup>\*1)</sup>の長距離伝送技術、マルチホップ技術により、さまざまな場所にセンサーを設置ことができ、情報の収集や機器の制御に対し柔軟に対応することができる。これら特長により、設備の電力使用量、配管の流量、温湿度などの環境情報、人感センサーによる人数計測情報など大量かつ多種多様なセンサー情報を集約し、一元管理することができる。さらに各種情報の表示方

\*1) SmartHop<sup>®</sup>は沖電気工業株式会社の登録商標です。

法をカスタマイズできるため、傾向を視覚的に捕捉することもできる。

現状のOKIクロスステックのBEMSでは、センサーごとに事前に固定の閾値を設定しておき、その閾値を超えた場合を異常状態としてアラートを上げることはできる。

しかし、センサー値の正常な値の範囲があらかじめ分からない場合や、正常な範囲が時期や時間帯によって変化する場合固定閾値では対応ができない。また、大規模な施設でセンサーの種類や個数が多数に及ぶと、それぞれのセンサーに合わせた閾値を適切に設定することは困難である。

本稿では、実際に収集されたBEMSデータにAIによる時系列異常検知手法を適用し、現実の多様な異常パターンが検出できるかを検証し、有効性を検討する。

## 時系列異常検知手法の分類と検知手法

固定閾値に変わる異常検知手法として、時系列データを用いた異常検知手法がある。

時系列データに対する異常検知手法は「外れ値検知」「変化点検知」「異常状態検知」に分類される<sup>3)</sup>。外れ値検知は、多数のデータから仮定されるモデルに対して、相対的に特異なデータを検知することで、局所的に発生する異常の検知を目的とする。変化点検知とは、時系列モデルに対する急激な変化を検知することで、状態が変化するポイントの特定を目的とする。異常状態検知とは、一連の状態を単位とする系列に対して、系列モデルからの相対的に特異な系列を検知することであり、通常状態から逸脱した状態の検知を目的とする。

各分類の異常検知手法が検知すべき異常の例を図2に示す。各図では赤色破線部分が通常とは異なる異常データを表している。

AIによる時系列異常検知では、蓄積された過去の時系列データを用いて学習し、観測された現時点のデータの逸脱を評価する。特に変化点検知手法では、近年ディープラーニングによる時系列予測手法の研究が進み、振動センサーなどを用いた時系列異常検知の実応用が進んでいる。

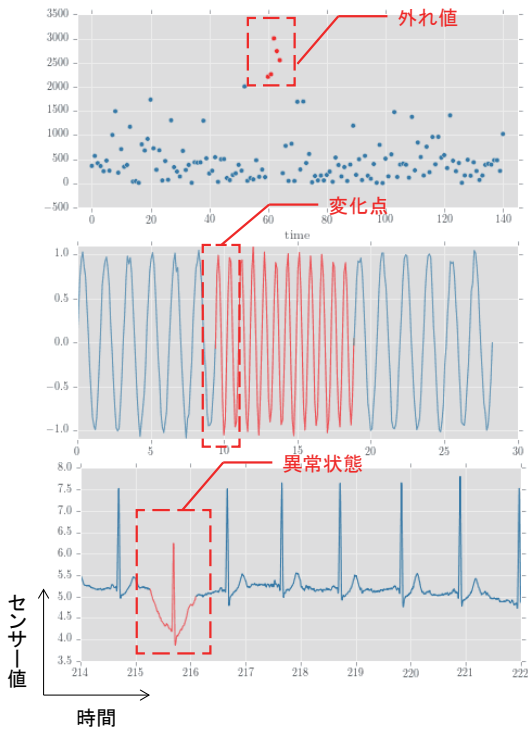


図2 時系列データ異常の例<sup>3)</sup>

タ検知部で算出し、両者の結果を統合した変化点スコアを出力する。これにより、データの蓄積が充分にある場合と蓄積が少ない場合のいずれでも異常検知ができる変化点検知を実現している。

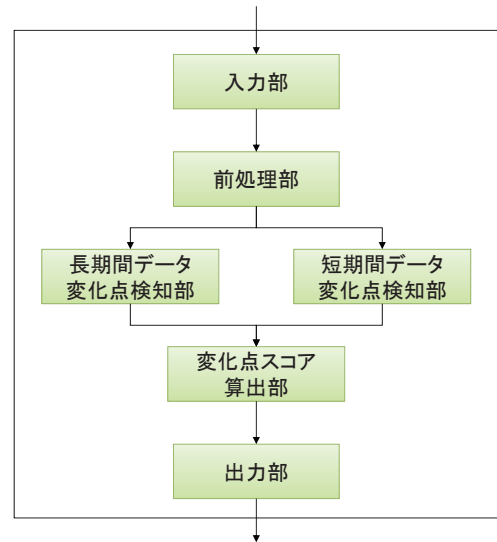


図3 改良版変化点検知手法

### 短期間データ対応のための変化点検知手法の改良

ここで変化点検知手法の問題点を述べる。Change Finder<sup>3)</sup>に代表される変化点検知手法では、過去のデータ系列に時系列予測モデルを当てはめることで、現時点のデータのとりうる値を予測する。そして予測値に対する実際の値の逸脱の大きさを異常度として評価することで、異常を検知している。そのため過去データの蓄積が充分でない場合、基準となる予測モデルの当てはめが成立せず、異常度が不当に高くなる傾向がある。これはディープレARNINGを用いた変化点検知手法にも言えることで、過去データが少ないと予測モデルの生成ができないため、異常度が正しく算出できない。複数種類のセンサーデータを扱うBEMSでは、センサーがデータを取得する間隔もさまざまあり、例えば数十分よりも長い間隔で取得されるデータに対しては充分な過去データの蓄積が難しい状況が考えられる。

我々はこの問題点に対応した手法を提案し<sup>4)</sup>、本稿ではその手法を利用した。図3は改良した変化点検知手法の模式的なブロック図である。改良版変化点検知手法では、過去データの蓄積が少ない短期間データの異常検知のために、少数データの集合に対する乖離を評価する短期間データ変化点検知部を備えている。そして従来の時系列予測モデルに基づく変化点検知による異常度を長期間デー

### BEMSデータを用いた異常検知の実例

本節では、OKIクロステックがBEMS導入の対応をした建物での実験により、BEMSデータに対して改良版変化点検知手法を適用することで異常が検知できることを示す。以下では、毎日一定時間に給水量の増加がある給水設備、決まった変動パターンはないが二系統で相互運転するボイラー設備、夏季だけ稼働しそれ以外の期間では流量がない散水設備という、三種類の変動パターンの設備の流量データに対して異常検知手法を適用する。

#### (1) 日内変動パターンのある設備の異常検知

本施設では、通常時は毎日午前中に清掃作業が行われているため給水量が急増するが、それ以外の期間の変動はごく小さい。このような決まった時間帯に一定の水量の増加がある状況では、固定の閾値設定による従来の異常検知手法では対応できない。

図4に給水設備での給水量(青色折れ線グラフ)と異常度(赤色棒グラフ)の遷移を示す。(a)は通常のある一日分のデータ、(b)は午後在一定量継続して給水のあった日のデータである。

改良版変化点検知手法による異常度を確認すると、(b)では水量が上昇するはずのない期間に上昇があったため、異常度の上昇が確認でき、同一時間帯の通常状態との比較による異常検知手法が有効である。

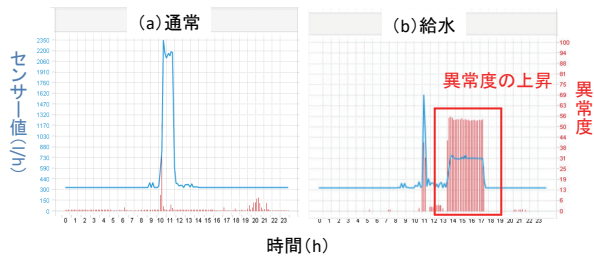


図4 給水設備の給水量データと異常度

### (2) 日内変動パターンのない設備の異常検知

実験対象の施設では二系統で相互運転するボイラー設備をもっている。二系統のうち一系統が停止している状態の検知を検証する。

図5にボイラー設備の流量(No.1:青色折れ線、No.2:緑色折れ線)と異常度(赤色棒グラフ)の遷移を示す。(a)は通常のある一日分、(b)はNo.2を停止させNo.1だけ運転させた日のデータである。

ボイラー設備では、前述の給水設備で行われる清掃作業のような決まった日内変動パターンがないため、異常状態検知では(a)のような通常データでも一定の異常度の上昇が確認されてしまう。しかし(b)のような明確に通常データと異なる傾向がある場合は、より大きな異常度として事象が表現されるため、相対的に異常の判断ができると考える。

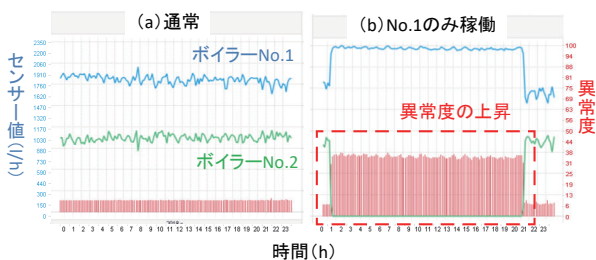


図5 ボイラー設備の流量データと異常度

### (3) 長期的な季節変動のある設備の異常検知

実験対象の施設では、気温の高い夏季だけ散水設備を稼働しているため、それ以外の時期は継続的に0となるのが正常である。

12月13日から18日の散水設備の散水量の遷移(図6)を見ると、本来散水量は0となるべき期間に数日間にとり値の上昇が確認できる。これは配管の漏水があったことを示している。施設管理者の報告によると、漏水事象が発見されたのは12月15日とのことだが、実際はそれ以前の12月13日頃に異常が発生していることが確認できる。このデータに対して提案する変化点検知を適用し異常度を算出したものを図7に示す。

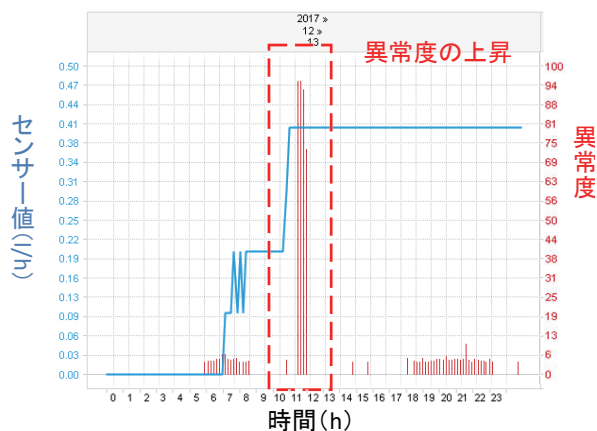


図7 散水設備の散水量データと異常度(12月13日)

本事象を閾値設定による方法で検知する場合、散水設備を使用する夏季と使用しない冬季で正常の範囲が異なるため、それに合わせた閾値の変更が必要になる。一方改良版変化点検知では、事前に閾値を設定することなく時系列データの急激な変化を検知できるため、手間なく早い段階で異常を発見することができる。

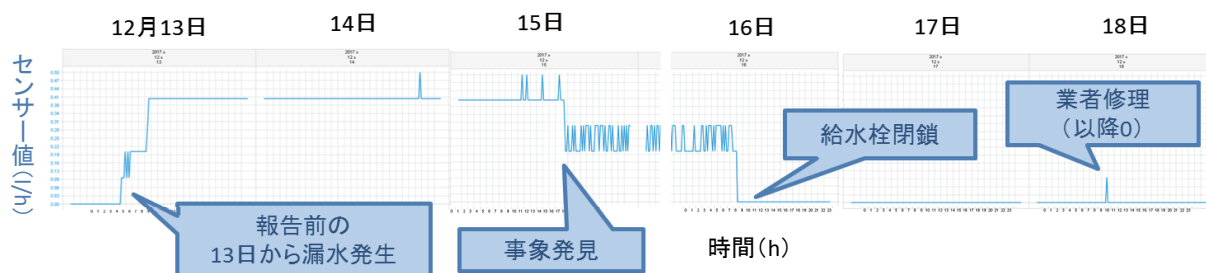


図6 異常発生前後の散水量データの遷移(12月13日~18日)

## まとめ

本稿では、BEMSデータからAIにより多様な異常を検知することを目的とし、OKIの改良版変化点検知手法を適用した。OKIの改良版変化点検知は過去データの蓄積が充分でないデータに対して異常を検知できる手法であり、BEMSデータのようなデータ取得の間隔が長い場合もある時系列データに対しても適用できる。実データを用いて、通常パターンから逸脱した複数パターンの異常事象を検知し、手法の有効性を示した。

今後は流量データ以外のセンシングデータを対象にすることで、BEMSデータで起こりうる異常のパターンを拡充し、検知精度の向上、定量評価を進めたい。また異常が顕在化する前の段階、すなわち異常の予兆を検知することも検討したい。◆◆

## 参考文献

- 1) OKIクロステック:ソリューション BAS/BEMS ビル管理システム、<https://www.oki-oxt.jp/si/solution/eee/bems.html> (2019年4月1日)
- 2) 環境省:中央環境審議会 地球環境部会(第81回)資料 民生部門のエネルギー消費動向と温暖化対策、<http://www.env.go.jp/council/06earth/y060-81/mat02-2.pdf> (2019年4月1日)
- 3) 山西健司:データマイニングによる異常検知、2009、共立出版
- 4) 特開2018-147442、変化点検出装置および変化点検出方法、平成30年9月20日

## 筆者紹介

奥谷 大介:Daisuke Okuya. 経営基盤本部 研究開発センター AI技術研究開発部

岸良 吉晃:Yoshiteru Kishira. OKIクロステック SI事業本部 ソリューション事業部 SE部