

# ビルの空調機器付随センサのドリフト異常検知技術

## 機械学習でセンサ異常を遠隔自動検知し省人化を実現

ビルの空調機器に付随するセンサの計測値に異常が発生すると、省エネ性や快適性の低下につながります。東芝は、遠隔収集した機器データや点検修理の履歴を使って、計測値が定期的に真値からずれるドリフト異常の疑いが強い機器付随センサ群（一つの機器に付随するいくつかのセンサの集まり）を自動検知し、それらを優先的に点検することで損失を抑制する技術を開発しています。これまでは、専門知識のある保守担当者による煩雑なエンジニアリング作業を必要とし、省人化が課題でした。そこで、機械学習によりエンジニアリング作業を省人化するドリフト異常検知技術を目指しています。

### 背景

センサのドリフト異常は、計測値が計測対象の真値に対して定期的なずれ（以下、計測値ドリフトと呼ぶ）を持つようになる現象です。例えば、ある場所の水温を計測する温度センサの計測値が、真の水温に対して定期的に+1℃ずれているといった異常です。

ビル用の空調機器に付随するセンサのドリフト異常は、省エネ性や快適性の低下につながるため早期の点検修理が望ましいのですが、校正用センサと比較するなどの時間や手間の掛かる点検手段しかなく、ドリフト異常が長期化することが問題になっています。

東芝はこれを解決するために、機器付随センサ群の計測値ログや機器の動作状態ログなどの機器データを遠隔収集し、更に点検修理の履歴情報も使っ

て、ドリフト異常の疑いが強い機器付随センサ群を早期検知する技術開発に取り組んでいます（図1）。

### 課題

機器付随センサ群は、同種の機器でも、ビルごと、メーカーごとに、数や種類、配置などの構成が異なります。更に計測値は、夏期の冷房や冬期の暖房などの機器の動作モードや、外気温や在室人数などの動作環境に応じて大きく変化します。このため、遠隔収集したデータに基づいてドリフト異常を検知するには、機器付随センサ群ごとに検知方法の指定やそのパラメータ調整などのエンジニアリング作業が必要です。これまでは、このエンジニアリング作業の全てを専門知識のある保守担当者が行っており、図1のサービスを広く展開しようとするときのボトルネックとなっ

ていました。そこで今回、機械学習手法を導入して、エンジニアリング作業の省人化を図りました。

### システム構成

この技術のシステム構成を図2に示します。まず、ドリフト異常検知の対象である機器付随センサ群の計測値ログや対応する機器の動作状態ログを、各ログに付された名称（例えば、「外気調和機A-給気温度」）や計装図を参考に選定し、機器データとしてまとめます。次に、点検修理の履歴を参考にして、計測値ドリフトがほぼゼロとみなせる期間（以下、正常期間と呼ぶ）を選定し、その期間の機器データを使って機械学習により正常期間モデルを構築します。そして、正常期間モデルと、計測値ド

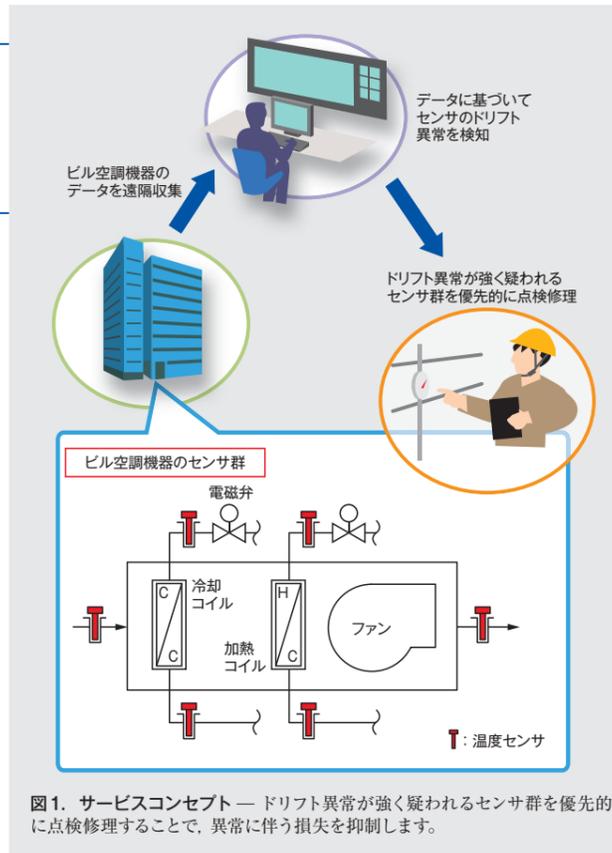


図1. サービスコンセプト — ドリフト異常が強く疑われるセンサ群を優先的に点検修理することで、異常に伴う損失を抑制します。

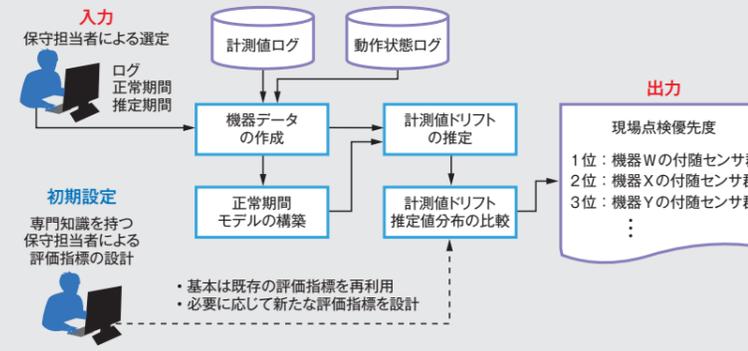


図2. 機械学習の手法を取り入れたドリフト異常検知システムの構成 — 専門知識を持つ保守担当者によるエンジニアリング作業を減らします。

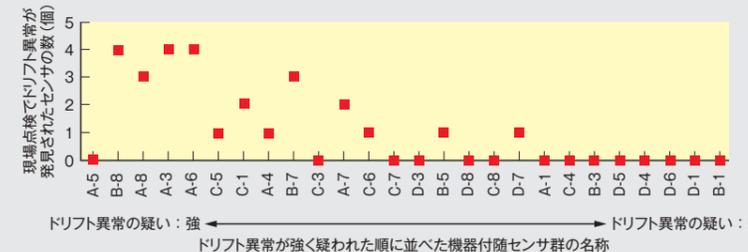


図3. 実験結果の一例 — ドリフト異常が強く疑われた機器付随センサ群ほど、現場点検でドリフト異常のセンサが多く発見される傾向が認められました。

リフトを推定する期間（以下、推定期間と呼ぶ）の機器データを使って、計測値ドリフトを推定します。この際、一つの機器付随センサ群に対して条件を変えながら計測値ドリフトの推定を複数回行い、計測値ドリフト推定値の分布情報を獲得します。

最後に、計測値ドリフト推定値が大きいほどドリフト異常の疑いが強いという仮定の下で、分布情報を機器付随センサ群単位で比較することにより、相対的な点検優先順位を算出します。

この技術での保守担当者によるエンジニアリング作業は、システムへの入力に相当するログ、正常期間、及び推定期間の選定と初期設定に相当する評価指標の設計です。評価指標は、計測値ドリフト推定値の分布情報を機器付随センサ群単位で比較する際の基準となります。ログ、正常期間、及び推定期間の

選定は大まかであっても、正常期間モデルを構築するときの機械学習がその影響を緩和する仕組みになっているため、専門知識のない保守担当者でも実施できます。評価指標の設計に関しては専門知識が必要になりますが、一度設計した評価指標は再利用可能なため、この技術の導入案件が増えるにつれて、評価指標の設計に掛かる工数は次第に減っていくと考えられます。

### 実験

実用化に向けてこの技術を検証するために、実際のオフィスビルで適用実験を行っています。まず、保守担当者によるエンジニアリング作業に関しては、計測値ログなどの必要なデータは準備済みで、評価指標は新規設計なしという条件下であれば、同種の機器26台に対するエンジニ

アリング工数をこれまでの1/8に削減できるという試算結果を得ました。次に、この技術により機器付随センサ群の点検優先順位付けした結果と、実際に現場点検を行ってセンサの状態を確認した結果との比較を図3に示します。ドリフト異常が強く疑われた機器付随センサ群ほど、現場点検でドリフト異常のセンサが多く発見される傾向が認められ、ドリフト異常検知技術として有効であることを確認できました。

### 今後の展望

IoT (Internet of Things) の普及に伴ってセンサの遍在化が進むと予想される一方で、労働人口は減少していることから、センサ保守業務の省人化につながる技術のニーズは、今後ますます高まっています。ビルの空調機器をはじめとする様々なターゲットへの展開を目指し、この技術の深耕を進めていきます。

森山 拓郎

技術統括部  
研究開発センター  
システム技術ラボラトリー