

熱処理装置の IoT —異常の予兆をとらえるデータ分析技術—

IoT for Industrial Furnace —Data Analysis Engineering for Detecting Signs of Anomalies—

服部 昌 M. HATTORI 鈴木真之佑 S. SUZUKI

Since the operation of industrial equipment cannot be stopped, people in the industrial field have strongly wished for failure prediction from long ago, but practical application has been elusive. However, the recent evolution of information technology has greatly advanced the possibility of failure prediction becoming a reality. We have built a platform for data collection and analysis on the cloud, and developed a system for detecting signs of anomalies and diagnosing deterioration in carburizing furnaces as a first step. In this article, we introduce the system with a focus on data analysis examples.

Key Words: IoT, anomaly prediction, data analysis, industrial furnace, carburizing furnace

1. はじめに

高い疲労強度や耐摩耗性が求められる機械部品では、表面硬化処理として浸炭処理を施すことが多い。浸炭は高温の炭素雰囲気中で鋼表面に炭素を浸透させる処理であり、その後急冷して表面を硬化させる。浸炭処理を行う浸炭炉の内部は、反応性の高い炭素ガス雰囲気であり、複雑な温度・気流変化も起こるため炉内の機構部品にとっては、非常に過酷な環境である。特に連続浸炭炉（以下、連続炉）は、一度稼働させると長期連続稼働を行うため、炉の異常を感知できず重大な破損が起これば、炉や処理品に大きな損害を与えてしまう可能性が大きい。さらに炉体の熱容量が大きいため、炉冷して再稼働するには1週間を要することもあり生産計画に大きな支障をきたすことにもなる。このため重大な故障が起これる前に、浸炭炉内の異常を安全領域の段階で検知する技術の開発が待たれていた。

一方で、近年のITインフラやデータ分析環境の急速な進化は、次々と新たなコンピューティングの世界を開拓し、サイバー空間と実空間をつなぐIoT（Internet of Things）技術として幅広い分野で利用されるようになってきた。当社でも、これを機にデータマイニング技術の研究とクラウドを用いたデータ収集・分析プラットフォームの開発を進め、「熱処理装置メーカーでなければならないIoT」の実現に向け、まず浸炭炉を対象として稼働中の実炉や社内の実験機を用いたシステムの実証試験に取り組んでいる。本報では、当社が取り組む熱処理装置の異常予兆検知事例とそのデータ収集・分析シス

テムを紹介する。

2. 「異常検知」から「異常予兆検知」へ

産業機器分野における従来の異常検知は、センサー信号の現在値からのしきい値による判定であった。これが上手くいかないことは過去何度も経験済みのはずであるが、未だにしきい値でできるという意見は根強く残っている。しきい値が固定であることが問題という意見もあるが、しきい値はルールであり、実世界の多様性はルールで記述しきれものではない。AI（Artificial Intelligence）が実用になったのは、ルールという記述方法を捨て、確率という記述方法を手に入れたからである。

一方で、信号の統計的分布に基づく異常検知手法であるホテリング理論¹⁾やマハラノビス・タグチ法²⁾（以下、MT法）は、物理量の特長などには言及せず、「めったに出現しない値であるから正常ではない（＝異常）」という論理であり、そこに物理的な因果律の考えは存在しない。「異常検知」を「異常“予兆”検知」のレベルに進めるためには、劣化推移の定量化が望まれ、そこには物理モデルが必要になる。

センサーの信号は必ずしも異常判定や予測に有効な物理量であるとは限らない。そのような信号も、その入出力関係や他の信号との相関関係を利用したり、別の信号に置き換えて物理的な意味を与えることにより、上記の原理に時間軸を加えて議論ができるようになる。フィードバック制御系は、多少の外乱や環境変化で表面上制御結果が変わることはないが、それは制御出力が制御結果

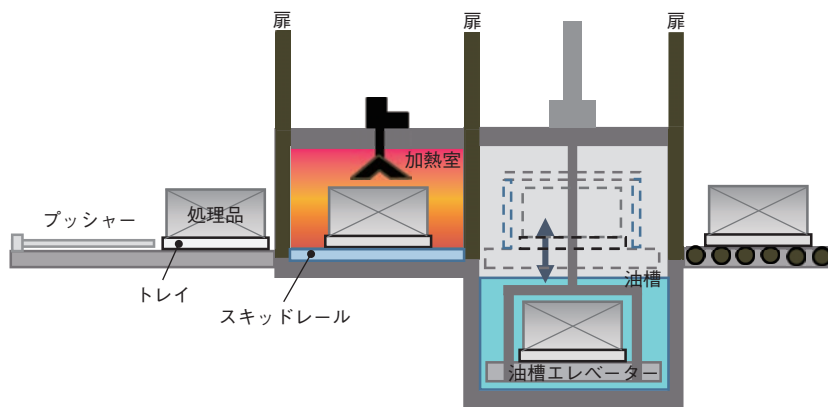


図1 バッチ式浸炭炉の模式図

Schematic diagram of batch type carburizing furnace

が変化しないよう動いているからであり、状態の変化が起こっていることは制御出力から判断できる。同じ部位でも様々な故障モードがあるが、要因の違いごとにセンサーを取り付け、異なる検出方法を考えるというのは、まさに前世代までの AI が歩んできた道である。表面上の変化は無くとも内部状態の変化が検知できれば異常の予兆は検知可能である。センサーの信号を見ているだけではなく、その背後にある熱処理装置の現象として判断を下す。それが、熱処理装置メーカーが熱処理装置の IoT を実施する意義であると考えている。

3. 異常予兆検知の実施例

図1にバッチ式浸炭炉（以下、バッチ炉）の一例を模式図で示し、その動作を説明する。処理品はトレイに載せられ、プッシャーによりスキッドレール上を進み加熱室に導入される。加熱室には、炉内の温度や雰囲気均一化のためファンが設置され、所定の熱処理パターンによる処理が行われる。処理が終わると油槽上部のエレベーターへ搬出され、油槽に降下して焼入れ処理が行われ、再び搬送面に戻って炉外へ搬出される。各室は、処理雰囲気を保つため扉で仕切られ、処理品の移動時にのみ開閉が行われる。

現在のデータ収集項目は、バッチ炉で約 80 項目、連続炉では 200 項目以上の例もある。単にモニターとして使用している信号から劣化や処理品質予測まで、利用方法は多岐にわたっているが、2項で述べたようにセンサー信号そのままではなく、何らかの処理を行って観測している。ここでは、その中で熱処理装置ならではの事例について紹介をする。

3.1 トレイプッシャー搬送系の劣化診断

トレイプッシャー搬送系は、処理品を積載したトレイを金属ロッド（プッシャー）で押し、搬送レール（スキッドレール）上を移動させる搬送方式である。ここではバッチ炉におけるトレイプッシャー搬送系の劣化診断例を紹介する。バッチ炉ではバッチごとに処理品が変更になることもあるため搬送力のプロファイルは大きさも形状も都度異なる可能性がある。また、スキッドレールの状態だけではなく、搬送に用いるトレイの底面状態も大きな影響を持つためバッチごとのプロファイルが同じということはほぼあり得ない。そこで搬送力のプロファイルから数個の特徴量を定義し、機械学習を用いてモデル化を行った。図2において①は搬送のスキッドレールにひずみが見つかったから交換までの期間であり、②は新品交換後の期間である。それぞれの期間のデータに NG, OK のラベルを付けクラス分類を行った。一つ一つの点はバッチごとの異常スコアであり、連続線は異常スコアの移動平均である。異常スコアが期間①と同等となった時点でレールのひずみを測定すると①と同程度の値となった。したがってこの連続線は、時間的な劣化進行を表現していると言することができる。

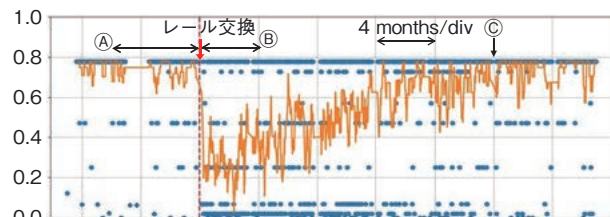


図2 トレイプッシャー搬送系の劣化診断

Deterioration diagnosis of the tray pusher transport device

3.2 O₂ センサーの劣化診断

浸炭処理において、鋼表面の炭素濃度や浸炭深さはカーボンポテンシャル（以下CP）の制御によって行われる³⁾。CPの測定にはO₂センサー⁴⁾が使用されるが、O₂センサーは劣化すると出力値が変化する。基準となるセンサーの値が変化するため、設定したCP値は得られない。一方、O₂センサーの特性変化でCP値が誤差を発生するのであれば、それを制御するエンリッチガスのバルブ開度（以下、MV値）の挙動が変化するはずである。そこで、MV値の挙動変化からO₂センサーの特性変化を推定してみる。この時MV値の瞬時値からの判断は困難であり、バッチ内で時系列信号としてある種のフィルタリングを行い、バッチごとのMV値の特徴量（これをarrMVとする）を求める。図3はあるバッチ炉において、このarrMVを時系列でプロットしたものである。全処理を並べた(a)では、CP目標値、処理温度、処理品などの条件が全て含まれ大きな揺らぎが

あるが、特定の処理条件のみを抽出した(b)では、O₂センサーの変化（＝劣化挙動）が明確に見えるようになっている。O₂センサー交換直後1～2ヶ月にarrMVと処理条件の回帰分析を行っておけば、O₂センサーが劣化した状態になってもarrMV値からCP真値が推測でき、所定のCPを得るためのCP目標値の補正も可能である。

3.3 ファン周りの異常予兆

炉内雰囲気のかくはんファンは、図4に示すように浸炭炉の中で最も過酷な環境にある機構部品である。

回転体の分析には振動解析が一般的である。しかし、振動センサーや解析装置は高価で通信トラフィックが非常に大きい。このため振動を使わない故障予知方法を種々検討し、ファンを駆動するモーターのトルクを用いると軸受の破損は2日前程度から故障の予兆と思われる信号検出が可能となった。しかし、ファンが停止したときの被害の深刻さを考えると、もっと事前に故障の予

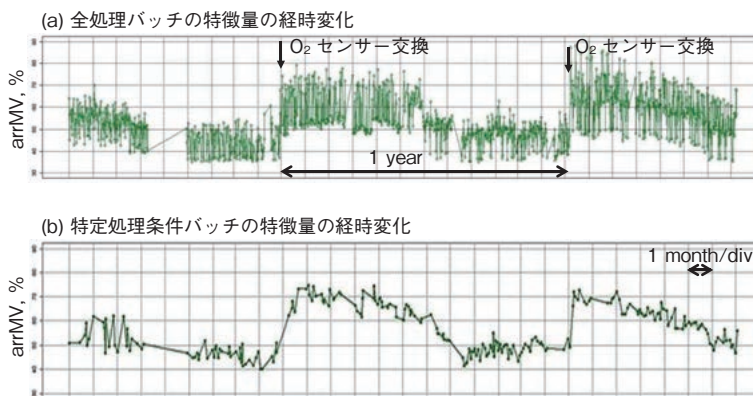


図3 O₂ センサーの劣化挙動
Degradation behavior of oxygen concentration sensor

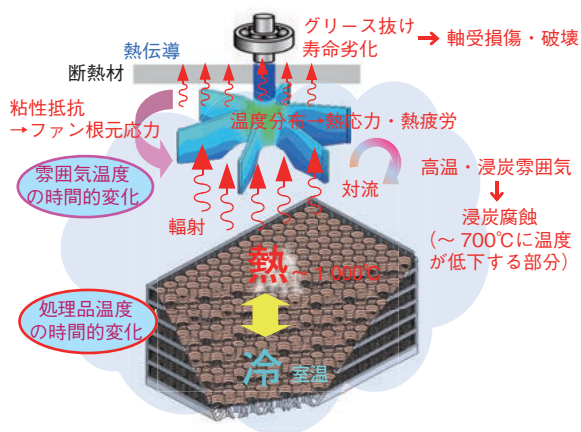


図4 浸炭炉における炉内雰囲気かくはんファン周りの環境
Ambient environment of agitation fan in a carburizing furnace

兆を検知することが必要であり、コストと通信トラフィックの問題を解決するため新たに、安価な MEMS 三軸加速度センサーを用いた振動センサー（以下、振動センサー）と信号処理装置の開発から着手した。信号発生のエンドポイントでデータ処理を行うため、以下これを End Point Processor、略して EPP と呼ぶことにする。EPP は、振動センサーの信号を一度周波数分解し、そこから算出した振動エネルギーと周波数特性を示す特徴量のみを外部に送出する。最終的な処理はクラウド上の分析プラットフォームで行って異常の予兆分析を行う。MEMS 三軸加速度センサーは安価ではあるが、信号出力は伝送距離が数 10cm の SPI (Serial Peripheral Interface) 方式であるため、SPI 信号をパルス伝送で絶縁し、伝送距離を 10m に延長できる isoSPI 方式に変換し、信号の接続にはパルス伝送内蔵の RJ45LAN コネクターを用いて市販の LAN ケーブルを使用できるようにした。isoSPI の通信クロックは最大 1MHz であるため、振動センサーのサンプリング周波数は 1.6kHz (信号帯域 800Hz) に制限したが、熱処理装置における対象回転速度は $1\,000\text{min}^{-1}$ 程度であり、広範な可変速運転もないため必要な周波数帯域は確保できている。このように仕様を絞り込むことにより、振動

測定手段を大幅に低コスト化できた (EPP は図 7)。

図 5 は、EPP を用いた社内の実験炉を用いた炉内雰囲気かくはんファンの潤滑不良による軸受の破損過程である。下段はモータートルクであり、上段は EPP の出力信号に MT 法を適用して時系列化したものである。軸受の破損は、振動エネルギーが単純に増加するものではなく、内部損傷が起こるとスペクトル移動と振動増加が起こるが、しばらくするとこれが緩和される。このような現象が何度か繰り返されて最終的に破損停止に至る。モータートルクでは破損直前から信号の状態が変化するが、EPP を用いた振動計測では、その前から変化をとらえていることがわかる。なお、トルクのグラフの前半で値が上昇しているのは炉内温度の変化によるもので異常をとらえている信号ではない。また、信号が途切れているのは、休日の装置停止によるものである。

3.4 ヒーターの劣化診断

一般的にヒーターは使用に伴いヒーター素線の電気抵抗値（以下、抵抗値）が上昇する。これは素線の表面で酸化被膜が生成・剥離を繰り返しやせ細ってくるのが原因である。一方で素線の金属組織を観測すると、使用に従って組織の粗大化が進み、ある時点で再結晶組織と

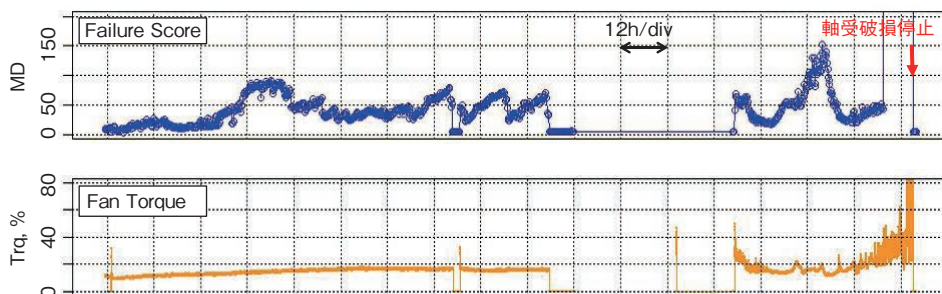


図 5 炉内かくはんファンの異常予兆
Signs of agitating fan failure

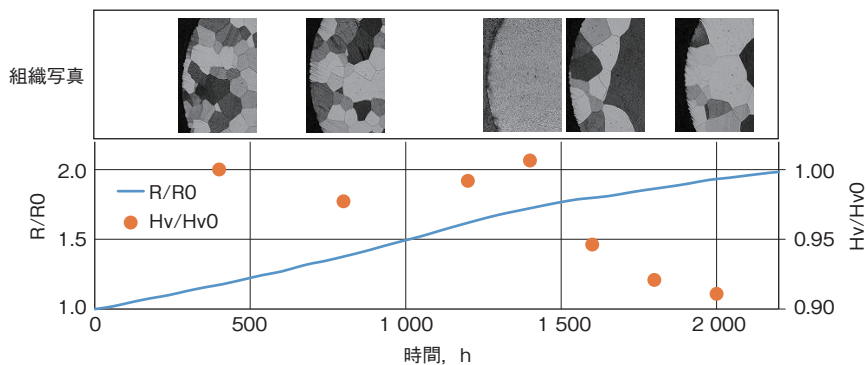


図 6 加速寿命試験におけるヒーターの特性変化
Characteristic changes of heater wire in accelerated life test

なった後、再び粗大化していく。硬度を測定すると、再結晶までは初期硬度を保っているが、再結晶後は急速に硬度が低下していく。いわば金属組織が骨粗しょう症のようになり、破断しやすくなる。素線材料により差はあるが、組織の変化と抵抗値および硬度には相関がある。図6にヒーターの加速寿命試験における、ヒーター抵抗、金属組織、硬度変化の一例を示す。このヒーター素線では、抵抗値が初期値の1.7倍程度で再結晶組織となり、このあと硬度の低下とともに断線確率が急増する。

一方、ヒーターの抵抗値変化は以下のようにして求めることができる。

ヒーターの抵抗値を一定時間 L ごとに観測し、これを n 回繰り返した時のヒーター抵抗値 R_n は、アレニウスの式を用いて(1)式のように表すことができる。

$$\ln(R_n/R_0) = L \cdot K_0 \sum_{i=1}^n \exp(-E_a/\kappa_B T_i) \quad (1)$$

ただし、 E_a ：ヒーター素線劣化の活性化エネルギー、

κ_B ：ボルツマン定数

T_i ： i 番目の区間の使用温度 [K]、

K_0 ：劣化特性値 (定数)

ヒーターの抵抗値変化は、使用状況に大きく左右されるが、温度データが記録されていれば、そのデータを期間 L ごとに区切り、各区間の代表温度 T_i (おおむね最高温度) の分布を求めれば、それはヒーターの使用状況を表す。この T_i の分布は、将来的な使用状況を示すものでもあろう。つまり、過去の T_i の分布に従う乱数を発生させ(1)式でシミュレーションを行えば、今後の抵抗値の予想ができる。こうすることにより、ヒーターがいつ断線するかを予想することはできないが、いつ断線してもおかしくない状態、必要電力が発生できなくなる時期の予測が可能である。

熱処理装置メーカーである当社が IoT を始めるにあたって、ヒーター素線については、かなりの工数を割いて調査を行った。それは、ヒーター素線についての基礎データが公開、あるいは提供されないためである。

ここにあげた素線は、特性の定量化が可能であった例であるが、全く異なる特性を示す素線やデータの再現性のない素線もあり、そういう素線はこれを機に使用を取り止めた。IoT 時代には IoT に適したヒーターが必要であり、素材の基礎データ開示などを含め素線メーカーの協力をお願いしたい。

4. データ収集システム

図7にデータ収集システムを示す。システム構成上、特に留意したのはセキュリティ対策である。産業機器の各種データは PLC などの制御機器に集約されており、これを利用するのが合理的である。しかし、このデータを外部に送出しようとする、このシステムはたちまちセキュリティリスクにさらされる。産業設備において最も恐れるのは、外部から侵入され設備が停止、あるいは、異常動作に陥ることである。これを回避するため当システムのゲートウェイは外部からの入力ポートをハードウェアで遮断し、外部への一方向通信として外部からの侵入防止を行った。またデータ収集・分析のプラットフォームとなるクラウド上のアプリケーションは経済産業省策定「情報セキュリティマネジメントガイドライン」に準拠するクラウドアプリケーションのぜい弱性診断を受診し、指摘された弱点对策を施し、再チェックを受けている。なお、このセキュリティ診断は、今後も定期的実施していく。

さらに、前述した EPP は振動計測だけではなく、オプションボードと組み合わせて熱処理装置に使用される各種機器と接続して種々の用途に使用可能であり、PLC を搭載しない旧式装置や既存装置で改造工事を行うことなく IoT を実現することができ、装置の制御系を介さないでセキュリティリスクの問題も回避できる。

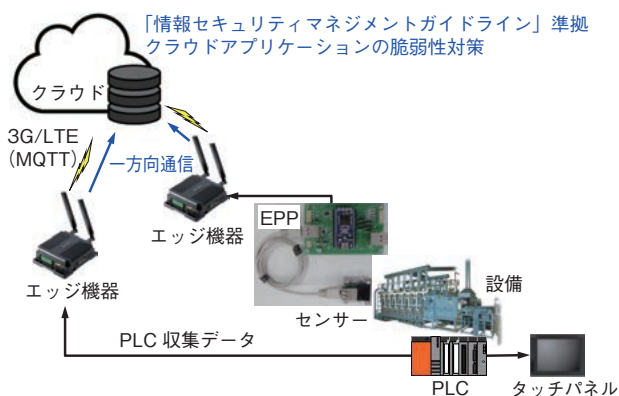


図7 データ収集システムの概要
Overview of data acquisition system

5. おわりに

AI が世の中を変えていく時代を迎え、IT 技術は従来とは次元の異なる新たなコンセプトやサービスを生み出す源泉となっている。身近な例を挙げれば、乗用車の世

界ではすでに自動ブレーキが人によって危険回避をするようになり、この先自動運転が当たり前のもになるのも間もなくであろう。産業機械分野のIoTは、まだ言葉だけが先行しているところもあるが、まず最初にあるのは生産活動に対する危険回避であろう。装置メーカーである当社は、装置の信頼性がまず第一であるとは言うまでもないが、そこにどんな価値を付け加えられるか、どんなイノベーションを起こせるかはソフトウェアが左右する。「モノを通してどんな価値のあるサービスが提供できるのか」を念頭に置いて、お客様がいつも安心して生産活動を続けていただけることを支援するシステムとして発展し続けるべく、これからも挑戦を続けていく。

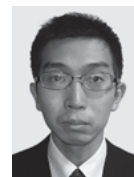
参考文献

- 1) 井出 剛, 杉山 将:異常検知と変化検知, 講談社(2015) 15.
- 2) 井出 剛:入門機械学習による異常検知, コロナ社(2015)49.
- 3) 日本熱処理技術協会/日本金属熱処理工業会:全面改訂・熱処理技術入門, 大河出版(2004)221.
- 4) 石井 保:計装制御システム, 電気書院(1973)180.

筆者



服部 昌*
M. HATTORI



鈴木真之佑*
S. SUZUKI

* 光洋サーモシステム株式会社 商品開発部