

半導体製造設備における振動測定システム VHERME[®]の適用事例紹介

1. はじめに

私たちの生活は様々な電子機器の登場により急速に変化している。パソコンやスマートフォンの普及によって情報化社会が進展し、白物家電は次々に新しい機能を持ち、ますます私たちの生活を安全で便利にしている。それら電子機器に不可欠な部品が「半導体」である。直接目にする機会は少ないが、ほとんど全ての電子機器に使用され重要な役割を担っており、現代の快適な暮らしを支えるのに必要不可欠な存在である。

半導体工場は、24時間365日休むことなく稼働している。安定した半導体の供給には製造設備の安定稼働が必要であり、設備能力を最大限発揮するために3つの保全方法を実施している。1つ目が事後保全(Breakdown Maintenance ; BM)であり、設備が故障するまで使い続け、故障した後に保全するものである。2つ目が時間保全(Time-Based Maintenance ; TBM)であり、予め設備の寿命をある程度の安全を取って設定し、その時期が来たら状態に関わらず定期的に保全するものである。3つ目が状態保全(Condition-Based Maintenance ; CBM)であり、設備の状態を診断することで、必要なタイミングでのみ保全をするものである。

しかし、これら3つの手法で保全を行っていても突発的な故障が発生しているのが実態である。BMはその定義から突発故障が避けられない。TBMを行うには寿命のばらつきが少ないことが条件であり、複数の故障要因がある設備には適さない。またメンテナンス回数が増えるので、保全費用が高むのが問題である。CBMは最も理想的な保全手法ではあるが、複雑な機構を持つ設備において、適切な箇所を適切な手法で診断する技術が必要であり、多くの設備で確立されていないのが現状である。

そこで、今回半導体製造設備においてCBMを達成すべく、振動測定システム「VHERME[®]」(ベルム)¹⁾を適用した事例を紹介する。保全の現場では、判断材料として製造設

備から排出される稼働データだけでなく、熟練の技術者が五感を使って得た情報が重要になるケースが多い。そこで、VHERME[®]は属人的な判断となっていた異音・振動という点に着目し、これらを定量化することで設備の状態診断を達成しようとしている。

2. 保全対象の特徴

本事例では、半導体製造設備にて使用されている真空ポンプを対象としている。プロセス処理を行うにあたってチャンバー内部を真空環境下にする必要があるため、1台のプロセス設備に複数台の真空ポンプが接続されており保全対象が多い。数が多く、限られた保全員で全てのポンプを人力で診断するには限界があり、自動診断のニーズは高い。

当該ポンプは寿命にばらつきが大きくTBMには向かないため、BMとなっているのが現状である。また、複数のポンプが同箇所へ接続されており、プロセスに異常があった際にどのポンプが異常なのかを判断することに加えて、そもそもポンプが故障しているかどうかを特定することに時間がかかる点も問題であり、CBMを行うにあたって課題が多い。

ポンプ内部は、ベアリング・Oリング・モータなど様々な部品で構成されており、ポンプの故障はこれら機械部品の故障が多く、稼働初期から時間経過とともに部品の消耗・劣化が進み、ポンプからの音・振動が変化することが想定される。今回、性能が低下～故障に至る前に、それら部品の劣化による影響を振動センサにより捉えることを目的とする。

3. 検知システムと解析手法の紹介

3-1) 検知システムの紹介

当社で開発した振動測定システム「VHERME[®]」について述べる。基本的な構成は、振動センサ・センサユニット・解析プログラム用PCの3点である。この構成はスタンドアロンによるオンプレミス版での提供となるが、PCのSIMを介してク

クラウド上にデータを上げ、遠隔監視を行うソリューションも提供している²⁾。

3-1-1) 有機圧電型振動センサ

有機圧電素子を振動センサに応用し、薄型・小型軽量を特徴とした振動センサを開発した。薄型のため、曲面に合わせて貼り付けることが可能であり、マグネット式ブラケットを用いれば平面に限るが磁力での固定も可能である (Figure1)。本事例では、平面部への設置のためブラケット型を用いた。



Figure1 有機圧電素子型振動センサ

3-1-2) センサユニット

振動センサからの出力は電荷信号であるため、これを電圧信号に変換するチャージアンプが必要である。このセンサユニットは、1台のユニットに8チャンネルの入力を備え、全てのチャンネルにチャージアンプを搭載している (Figure2)。入力されたアナログ信号を、デジタル信号へと変換し、LAN端子からネットワークを通じて解析用PCへと伝送される。LAN接続により、ユニットの分散配置が可能であり、多点センシングの環境構築を柔軟に、かつコストを抑えて実現出来る。



Figure2 センサユニット

3-1-3) 解析プログラム用PC

ユニットから取り込まれたデータは、そのままでは大量の時間波形データとなり解釈が困難なため、専用のソフトを用いて解析を行う。周波数解析にはFFT解析・オクターブ解析を用い、そのオクターブデータを用いてMT法とトレンド分析にて状態を診断する。

VHERME[®]の解析ソフトでは、ダッシュボードを閲覧出来、その概要をFigure3に示す。前述の4種類の解析手法の結果を一覧出来るとともに、最終的な設備状態、時間波形の表示、各種設定値などが確認出来る画面となっている。

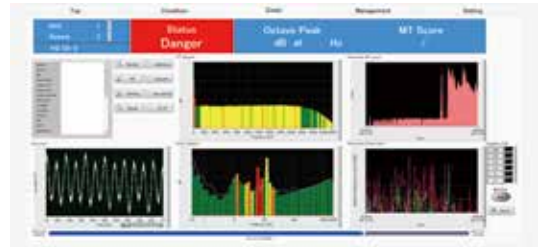


Figure3 ダッシュボード

3-2) 設備状態診断の手法

次に、振動データの解析手法、及びそれを用いた設備の状態診断手法について述べる。一般に振動測定では、生の振動波形に対して解釈性を高めるため、周波数解析を行う。VHERME[®]では高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transform: FFT 解析) 及び音響解析で用いられるオクターブ解析を採用している。

FFTとオクターブとの違いは、FFTでは得られた周波数バンドが定幅であるのに対し、オクターブでは定比幅となっている点である。回転体では、ベアリングなどの部材損傷により、故障に際し特定の周波数帯で異常な振動増加が見られるため、FFT解析により原因究明に役立つ。一方、オクターブ解析では測定周波数領域の下限から上限までを少ないデータ数で纏めることが出来るため、測定領域全体を1つのプロットとして扱いやすくなる。

次に、オクターブ解析により得られたデータを用いて、MT法により状態診断を行っている。MT法 (Mahalanobis Taguchi法)³⁾とは、マハラノビス距離と呼ばれる距離によって正常データと未知データ間の差異を定義し、その差を以て正常状態との違いを判断する統計的手法である。その概要をFigure4に示す。

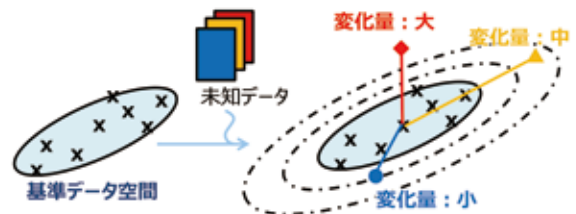


Figure4 MT法の概要

予め設備が健全な状態において振動データを収集し、その期間を正常と定義して基準となるデータ空間 (単位空間) を作成する。それ以降測定したデータに対して、単位空間とのマハラノビス距離を逐一算出することで、最初の状態からどの程度乖離したかを定量的に判断することが出来る。

また、VHERME[®]ではこれらの生波形データ、FFT、オクターブ、MT法の結果などはいずれもPC上のストレージに

保存可能であるため、必要なデータを必要なだけ保存することが可能である。

4. 計測結果

実際に半導体製造設備の真空ポンプにVHERME®を設置し、長期間の測定を実施した。対象となるポンプはその平均寿命に対して比較的新品に近い状態のものを選定し、年単位での測定を行っている。

解析にあたって、測定初期のオクターブデータの内およそ2週間分を正常データと定義し、それらを用いてMT法における単位空間を作成した。その後の測定データは全て単位空間との距離を算出、異常度として呼称し、プロットしたものがFigure5である。初期の値と比較して、異常度の値は若干増加するものの、使用期間が延びるに従って徐々に上がり続ける、というものではなかった。

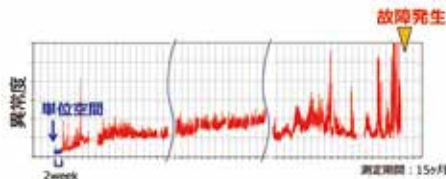


Figure5 MT法による異常度トレンド

故障が実際に発生した箇所から2ヶ月程前から、スパイク状に異常度のばらつきが増えており、故障の4週間前からは極端な異常度の上昇が見られる。これらのタイミングでは、ポンプはまだ正常な使用の範疇であり、設備の性能は担保出来ている状態であった(BMの観点)。また使用期間についても、平均的な寿命と比較すると十分に短く、故障する段階ではなかった(TBMの観点)。しかし、実際にはこの状態

が続いた後に故障に至ったため、この変化が何らかの機械的な予兆を捉えることが出来たと考えられ、設備状態を判断する一要素とすることが出来る(CBMの観点)。

このように、明確な故障の情報がない状態からでも、振動値の変化だけを見ることで状態の判定が可能となっている。今回のケースでは実際に設備が故障するまで使用が続いているが、このような異常シグナルがあれば事前にメンテナンスを挟むことで、故障の早期対応が出来、CBMを実現出来る。

5. おわりに

今回の事例では、振動データによるMT法により設備の詳細な現象に依らず、状態の変化だけで診断が出来た。今回は正常データのみで単位空間を作った結果であるが、このケースで実際にどのような物理的現象が起っていたのかを特定することで、異常データと現象との紐づけが行える。その知見を蓄積していくことで、今後同じような現象が起きた際に素早い判断が可能になる。実際の運用にあたっては、振動データだけでなく従来の判断材料も加えた上で、どのようなフローで異常を判定・メンテナンスの判断をするのが重要であり、今後の課題とする。

6. 参考文献

- 1) 佐藤 央隆: バルカー技術誌, No.41, 12-15 (2021)
- 2) 本居 学, 山下 純一, 佐藤 央隆: バルカー技術誌, No.43, 10-14 (2022)
- 3) 井手 剛, “入門機械学習による異常検知”, コロナ社 (2015)

‘No Photo’

ご協力
A様
半導体製造メーカー



米田 哲也
技術総合研究所



山下 裕也
技術総合研究所



佐藤 央隆
技術総合研究所