

J-PARC MLF ミュオン生成標的の振動推移モニタの開発

○砂川光[#]、的場史郎、河村成肇

高エネルギー加速器研究機構 物質構造科学研究所

概要

J-PARC MLF のミュオン生成標的は回転方式の標的を用いている [1]。生成標的は真空のビームダクト内に設置されており、真空内への回転駆動は回転導入器を用いた駆動伝達システムを利用している。標的の回転トルク及び速度の信号データは監視され、異常時の場合は回転及びビームを停止するように MPS が組み込まれているが、異常を発見しても高放射線環境下においては交換及び修理を即座に行うことは厳しく作業時間の制限もかかる。異常の早期発見及び異常個所の特定がより重要である。我々は回転トルク及び回転速度の波形データから FFT 解析により回転導入器のベアリング由来の振動成分が含まれていることを確認し、またこれらの振動成分を信号データの基礎統計量を用いたモニタ開発を行い長期的なベアリング振動の変化をモニタすることが可能であることが示唆された。

1. ミュオン回転標的

ミュオン生成標的の回転駆動システムは大きく分けて、真空容器外に設置された回転駆動モータ、真空容器内に設置された回転負荷である標的シャフト、これらを連結する回転導入器の3つで構成されている(図1)。回転駆動モータはワコー技研製 BNR006-D316 を使用しており、回転導入器はアネルバ社製の磁気結合型回転導入器を用いている。トルク及び速度の信号は回転駆動モータ内のレゾルバから取得しており、KEYENCE 社製データロガー (NR-600) および三菱製 PLC (MELSEC-Q シリーズ) でモニタしている。PLC においては設定閾値を超える異常なトルク及び速度信号値が一定時間計測されると、回転停止およびビーム停止を実行するシーケンスが組み込まれている。ミュオン生成標的の回転機構に用いられているボールベアリングは4種類あるが、その内訳は回転導入器内部に3種類(図2)、標的シャフトに1種類である。

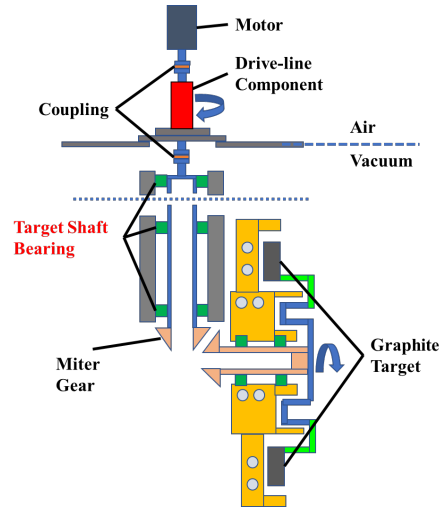


図1. ミュオン回転標的の回転機構

2. 回転トルク信号の特長

回転機構に抵抗が生じ回転速度が変動した場合、モータの出力調整により速度は制御されるため、この出力信号(以下トルク信号)を解析することで回転機構内部の異常検知が可能であると考えられる。

トルク信号には多くの周期成分が確認されており、各周期成分によって高トルク値を示す場合がある。筆者らは FFT 解析によって、高いトルク信号値を示す信号に非常に遅い周期成分があることを見出し、この周期成分が回転導入器内部のボールベアリング特有の周期成分と一致することを確認している。この遅い周期成分はベアリングの摩耗などによって起

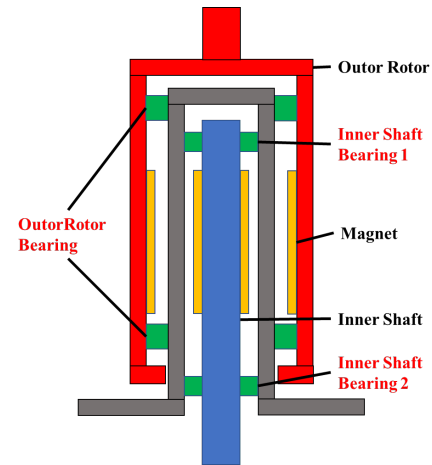


図2. 回転導入器内部ベアリング

表1. 回転導入器ベアリングの特有周波数成分 (Hz)

	Inner-shaft1	Inner-shaft2	Outor-Rotor	Target-shaft
保持器回転周波数	0.055	0.1	0.15	0.096
転動体自転周波数	0.155	0.59	0.995	0.508
固定輪損傷周波数	1.36	1.35	1.996	0.77
回転輪損傷周波数	0.39	0.90	1.534	1.23

きる事象であると考えられており、過去の運転実績からも大きな異常を示すものではないと思われる。しかし、過去に取付不良等によって異常が発生した際には、より速い周期成分が確認されており、こちらは回転機構部品の寿命を早める恐れがある。すなわち、同じ高トルク信号でも異常の有無を判別する必要がある。これらの周期成分は不規則に出現するため、FFT スペクトルの時間変化をモニタする必要がある。FFT スペクトルの変動をモニタするためには、縦軸に周波数成分、横軸に時間、強度をカラーバーで示した FFT スペクトログラムが知られているが、長期間の大量なデータからスペクトル変動を確認することは非常に困難であり、また過去に同様な振動が確認されたか否かを判断するには適していない。そこで新たな信号パラメータや FFT スペクトル変動モニタを用いたデータ解析手法について検討を行った。

3. 高トルク信号の異常判別

前述で高トルク信号は不規則に出現することがわかっており、各時間のトルクデータの FFT 解析によって得られる FFT スペクトルも様々であるため、長期的な高トルク信号の FFT スペクトルの変化を簡易にモニタする必要がある。そこで音響解析などに用いられているスペクトル重心法を用いてスペクトル変化のモニタを検討した。スペクトル重心法とは得られた FFT スペクトルデータから重心点を求め、FFT スペクトルの特長量を導出する方法である。FFT スペクトルの各周波数ピーク値と周波数の積を加重平均として計算することで、FFT スペクトルの重心点は求められる。この手法を用いて 2021-2022 年のデータと 2022-23 年のデータを比較した。2021-2022 年のデータは 2021 年に回転導入器の交換を実施した際、取付不良により回転周波数に依存しない異常な高トルク振動が確認されているデータ群である。また 2022-2023 年のデータは 2022 年の再度回転導入器を交換してからのトルクデータであり、こちらは不規則に低周波成分 (0.1-1 Hz) の振動が確認されている。図 3 (上) はスペクトル重心法を用いて各データの FFT スペクトルの重心点をプロットしたものである。表 1 からベアリング特有の振動成分は 2 Hz 以下であり、高トルクデータの周波数成分が 2 Hz 以内に収まるため、計算で使用する FFT スペクトルの範囲を 2 Hz 以下に設定し、スペクトル重心法を用いて各データの FFT スペクトルの重心点をプロットした。(図 3 上) 2つのデータ群が分離できていることから、スペクトル重心法を用いた高トルクデータの異常判別が可能であることが確認された。さらに、2021-22 年の異常データを月毎にプロットしたところ (図 3 下)、データ群が徐々に変動していることがわかり、スペクトル変動モニタとしても利用可能である。

4. 低トルク振動のパターン導出

高トルク振動データの判別についてスペクトル重心法は、高トルクと低トルクデータの判別法として

スペクトル重心法を用いても上手く分離できないことがわかっている。これは高トルクの周波数帯が 0.1-1.0 Hz であるのに対し、基本周波数が 0.25 Hz と低周波数側にあるため、重心の位置が重なりやすくなってしまいうためである。そのためここでは歪度と尖度と呼ばれるパラメータを使用して低トルクの振動データについて着目してみた。ここで示す低トルク信号はトルク信号値の最大値が 5 %以下である。

歪度及び尖度は測定されたデータ分布と正規分布を比較した際のずれ量をもつデータ分布の形状パラメータである。歪度はデータ分布を正規分布と比べたときの歪みの量を表し、分布の左右対称性を表す指標である。また尖度はデータ分布が正規分布からどれだけ尖っているかを表す指標であり、正規分布のピークの尖り度と裾の広がり度を表す指標である。

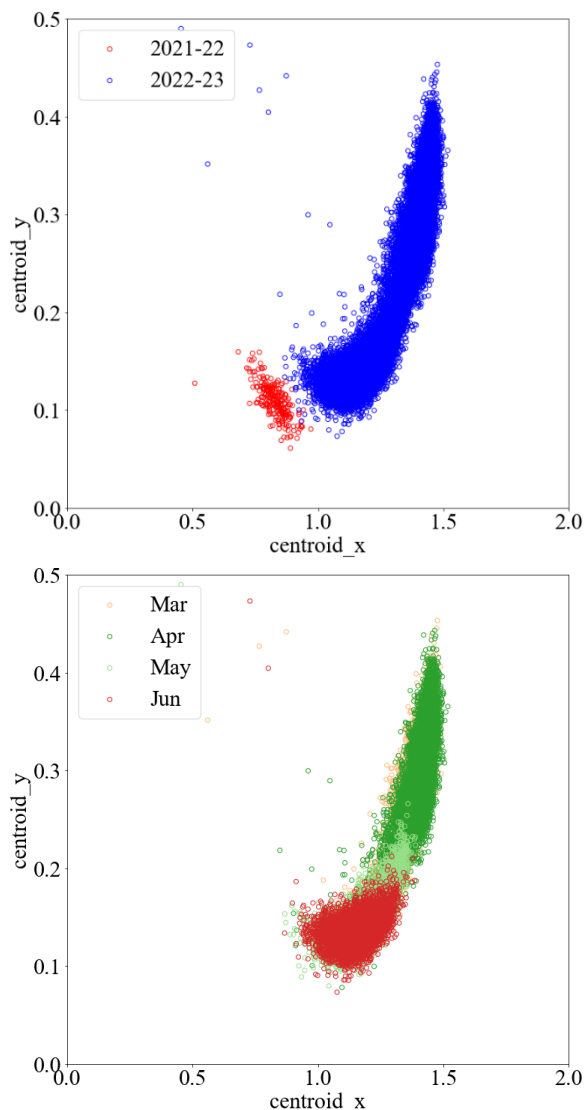


図 3. (上):スペクトル重心法による異常判別

(下):時間経過によるスペクトル重心点の変動

歪度の例として図4(上)では約1分間のデータをヒストグラム化したものを示す。こちらはほぼ正規分布に近いデータ分布を示し歪度は0に近くなるが、図4(下)では左に裾が長い分布を示しており、この場合の歪度は負の値を示すこととなる。各データの歪度及び尖度を用いて縦軸に尖度、横軸に歪度をプロットしたところ(図5)低トルクデータにおいては一定のパターンを持つことがわかった。また、低トルクデータのスペクトル重心法によりスペクトルが変動していることから、歪度及び尖度は信号の振幅の大きさ及び振動数によっても変動するパラメータであることがわかる。図5で得られたデータ群の各領域の平均FFTスペクトルは図6に示したようになる。No.1及びNo.4のスペクトルを比較すると、No.4はベアリング特有の周波数が確認されており、また2 Hz付近のピークはモータの4段減速機の歯車の可能性が示唆される。図6におけるNo.1及びNo.4の歪度に対するヒストグラムを図7に示してみると偏差が大きくなり平均値よりも低い値を示すデータ分布が大きくなっていることがわかる。これはトルクの振れが低トルク側に振れていることを示している。図5は各月ごとのプロットを色分けしているが、時間経過によってNo.1からNo.4へのデータ分布率が上昇していることが確認でき、これらの振動状態が示す意味はまだ検討中だが、ベアリングの振動成分が大きくなっていることから、ベアリング摩耗モニタとして利用できる可能性がある。

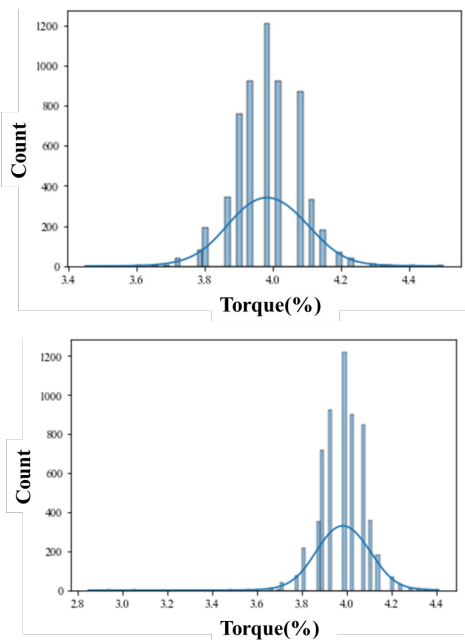


図4.(上)正規分布のヒストグラム
(下)歪度が負のヒストグラム

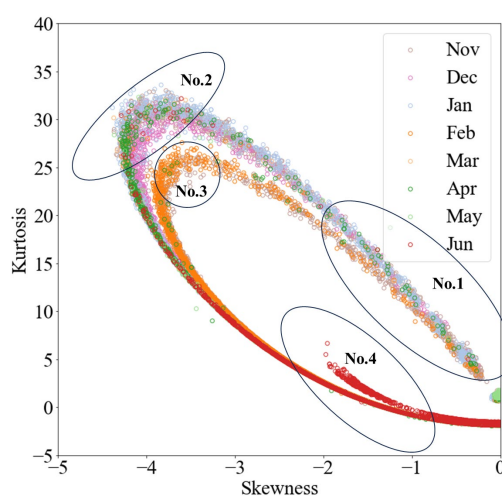


図5. 低トルクの歪度/尖度プロット

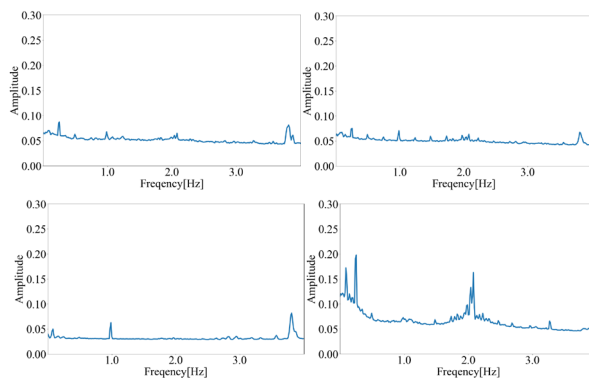


図6. 各領域のFFTスペクトル
(左上:No.1 右上:No.2 左下:No.3 右下:No.4)

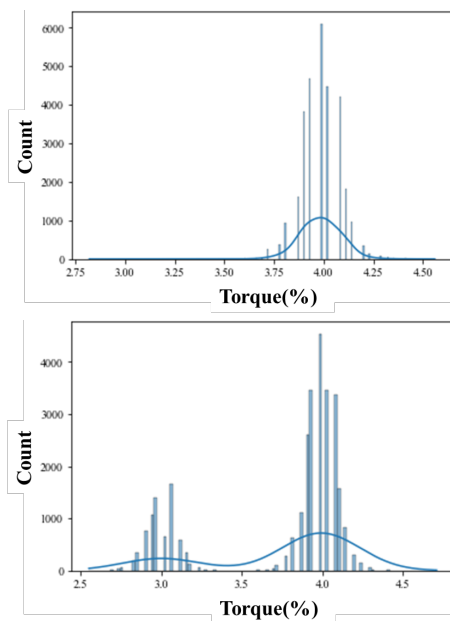


図7.(上)No.1のヒストグラム
(下)No.4のヒストグラム

5. 結果と考察

本報告ではトルク信号のデータ分類をスペクトル重心法と歪度/尖度パラメータを利用し検討した。スペクトル重心法においてはFFTスペクトルの周波数範囲を調整する必要がある。これについては今後も検討中であり、周波数範囲の領域を等分割し、各範囲の重心点を特長量とした機械学習も検討中である。

また、歪度/尖度プロットにおいてはベアリング摩耗モニタ以外の利用を検討中である。本解析ではデータサンプル内の最大値が7%より高いデータを高トルクデータとし、最大値が5%より低い場合を低トルクデータとしており、5-7%のデータは標準偏差や平均値でデータ分類は困難であった。ここで、全データの尖度と標準偏差のプロットを図8に示す。低トルクデータの尖度はパターンをもつため決まった尖度と標準偏差を特長量としてもつが、高トルクデータの場合はパターンを持たず低トルクデータよりも高い標準偏差をもつことがわかる。これを利用して低トルクと高トルクのデータ群の分離が可能かどうか検討したい。

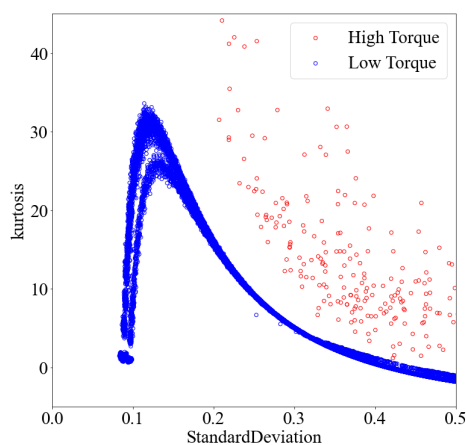


図8. 標準偏差と尖度の関係性

参考文献

- [1] S. Makimura et al., proceedings of PASJ2018, Nagaoka, Japan, Aug. 2018, FROM02.