

主電動機軸受の漏洩電流を用いた異常検知手法

堺谷 洋* 近藤 稔* 高橋 研**

Fault Detection for Railway Traction Motor Bearing Through Leakage Current

Yo SAKAIDANI Minoru KONDO Ken TAKAHASHI

Many researches on detecting the machinery faults in the early stage are being conducted for preventing the failures during operation. In this report, a method to detect the faults of the railway traction motor bearings through the leakage currents is proposed. The proposed method combines the octave band analysis and the machine learning. To verify the effectiveness of the proposed method, the experiments simulating the abnormality of an inner race of bearing are conducted. Based on these results, a fault detection system for the railway traction motor bearing through leakage current is proposed.

キーワード：異常検知，オクターブバンド分析，機械学習，漏洩電流

1. はじめに

電車の主電動機や気動車のエンジン、変速機など駆動用機器の故障は、鉄道の安定輸送を大きく脅かすものであるため、それらの故障は未然に防ぐことが望ましい。電車でも一般的に用いられている誘導電動機は、直流機と比較して構造が簡単で堅牢、保守性が高いことから、産業用としても幅広く用いられている。産業用誘導電動機に関する調査では、故障の半数以上が軸受に由来するという報告もあり¹⁾、軸受の異常を早期に発見することは鉄道の更なる安定輸送の実現に寄与すると考えられる。

電動機の異常検知には、振動や固定子巻線電流等を用いた方法がこれまでに提案されており^{2)~6)}、中でも振動による異常検知が広く用いられている。振動により電車用主電動機軸受の異常検知を行う場合、振動センサを主電動機に設置し、台車車体間配線を立ち上げる必要がある。新たな台車車体間配線を立ち上げると、その配線自体がトラブルを起こす可能性があり、鉄道の安定輸送を実現するうえで好ましくない。

そこで我々は電車用主電動機軸受の異常の指標となるものとして漏洩電流に着目した。軸受の異常により、軸受のインピーダンスが変化し、それに伴い漏洩電流の値が変化すれば、漏洩電流の変化をとらえることで異常を検知できる可能性がある。漏洩電流は後述するように電動機配線を一括でクランプすることで測定することができる。そのため電流センサをインバータ内に設ければよく、漏洩電流を測定する場合には新たな台車車体間配線は生

じない。ここで漏洩電流とは電路以外に流れる微弱な電流を指しているが、詳しくは2.1節にて述べる。

ところで、著者らは振動に対してオクターブバンド分析と機械学習を組み合わせた気動車駆動用機器の異常検知手法を提案している^{7)~10)}。この手法は汎用性が高く、漏洩電流による主電動機軸受の異常検知にも適用することが可能である。本報告ではオクターブバンド分析、機械学習そして漏洩電流を組み合わせた異常検知手法を提案する。そしてその有効性を確認するために、主電動機に異常模擬軸受を組み込んで実施した定置試験の結果について記述する。本報告の構成は下記の通りである。2章では異常検知手法について、3章では異常模擬試験について述べる。最後に4章で本論文のまとめを述べる。

2. 異常検知手法

2.1 漏洩電流

軸受の電食は、何らかの原因で軸受の外輪と内輪の間に電圧が発生し、軸受に電流が流れることによって発生する軸受の表面損傷である¹¹⁾。電動機軸受の電食原因として、磁気回路不平衡による軸電圧の発生や、半導体素子のスイッチングパルスによる急峻な電圧の立ち上がりおよび高周波スイッチングに起因する漏洩電流（漏れ電流）等が挙げられる。

磁気回路不平衡による軸電圧とは、電機子を流れる磁路に存在する磁気抵抗の不平衡のために軸を周囲し、かつ交番する磁束成分が生じ、それにより軸端間に電圧が誘起される現象である¹²⁾。軸電圧により、電動機軸、軸受、固定子枠を通る電流が流れ、軸受が電食する。この軸電圧に起因する電食には電機子鉄心の回し積み（圧延方向

* 車両制御技術研究部 動力システム研究室

** 材料技術研究部 潤滑材料研究室

特集：車両技術

に対して90°ずらした2種類の鋼板を打ち抜き、交互に積み重ねる方法)によって対策が施されている¹³⁾。

漏洩電流による軸受電食は、高周波スイッチングと電動機内のわずかな静電容量により生じる。一般に静電容量は絶縁物を介した導体間に形成されるため、電動機においても巻線絶縁皮膜を介した巻線と固定子鉄心間にはわずかに静電容量が形成されている。このわずかな静電容量は低い周波数に対しては高いインピーダンスを有するため、低周波の漏洩電流は問題とならないが、高い周波数に対してインピーダンスは低下する。近年では、半導体素子の進歩により高周波のスイッチングが可能となり、電圧パルスは多くの高周波成分を含む。この高周波の電圧が巻線にかかることで、高周波の電流が固定子鉄心に漏れ、この漏洩電流が軸受を経由することで電食が生じる¹⁴⁾。漏洩電流による電食は適切な接地や後述の絶縁軸受の採用等によって解決が図られている。

鉄道車両における電食は、チョップ制御車が営業線に投入された際に、主電動機軸受で電食が頻発したことを契機に注目された。その防止策として軸受外輪を絶縁性のセラミックスやPPS樹脂で被覆することで、軸受内部に電流が流れないようにした絶縁軸受が開発された^{13) 15)}。なお現在は絶縁軸受が広く採用され、電车主電動機軸受の電食は大きな問題となっていない。しかしながら絶縁軸受は、絶縁物を介した導体であるため、巻線と固定子鉄心同様、わずかに静電容量を持つと考えられる。そのため、軸受異常により軸受のインピーダンスが変化すれば(例えばグリース中の鉄粉濃度の変化等)、これに

起因するわずかな漏洩電流の変化をとらえることで、軸受の異常を検知できる可能性がある。

インバータと主電動機周りの台車部品の模式図を図1に示す。固定子巻線から漏れ出た漏洩電流は最終的に車輪を介して変電所へと流れていく。電動機はインバータから配線を介して電力供給を受けることで、トルクを発生させる。仮に漏洩電流が存在しない場合には、電動機インバータ間の配線に流れる電流の合計は0となる。しかし漏洩電流が存在する場合は、電流の合計は0とならない。すなわち電動機の配線を一括してクランプメータで測定することで、漏洩電流を測定することができる。後述する異常模擬試験においては、この方法で漏洩電流を測定した。

2.2 オクターブバンド分析と機械学習による異常検知

鉄道車両駆動用機器の異常は乗務員や鉄道利用者に異音として発見されることが多い。これは機器が通常発する音を知っていれば、それとの比較で駆動用機器の異常を異音として発見できる可能性があることを示唆している。この考えに基づき、著者らはオクターブバンド分析と機械学習を組み合わせた異常検知手法を提案している^{7)~10)}。オクターブバンド分析は周波数分析手法の1つであり、振動・騒音分野で使用されている。以前の研究⁷⁾では定常的な振動の特徴を表現する方法としてオクターブバンド分析を使用した。オクターブバンド分析は漏洩電流に対しても適用することが可能である。機械学習では信号のオクターブバンド分析結果のデータを正常、または異常へと分類する。提案手法は、エンジン定置試験と現車試験(気動車)にてその有効性を確認しており、現車試験ではCSU(発電機駆動用定速回転装置)に発生した異常を50日以上前から検知できている例もある⁹⁾。提案手法は汎用性が高く、漏洩電流による主電動機軸受の異常検知にも適用することが可能である。

提案手法の概要を図2に示す。まず対象とする信号のオクターブバンド毎の実効値を算出する。これらのデータはそのままではデータの次元数が多く、また対象とする成分により変動の大きさも異なるため、主成分分析と

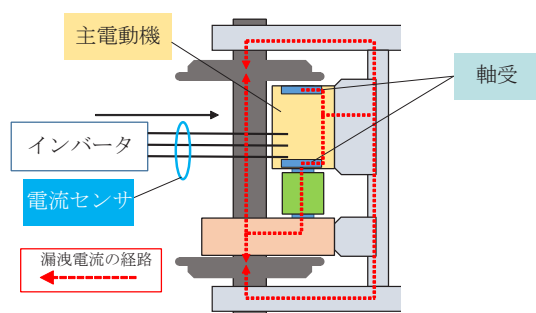


図1 漏洩電流の経路

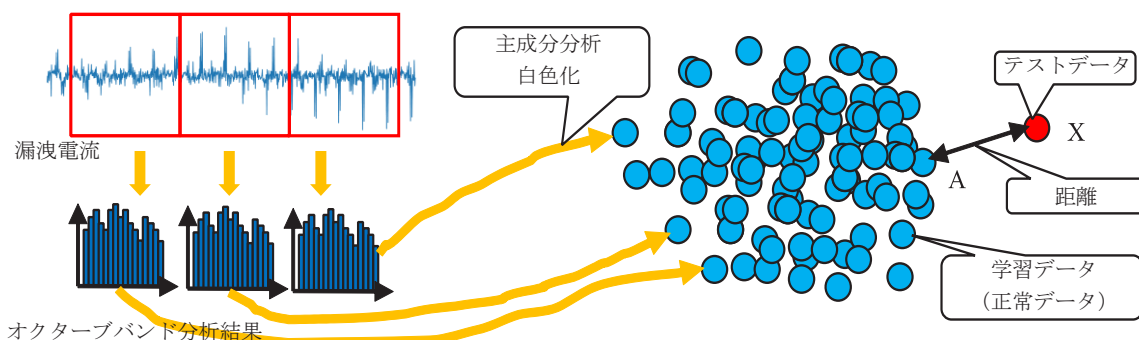


図2 異常検知の概要

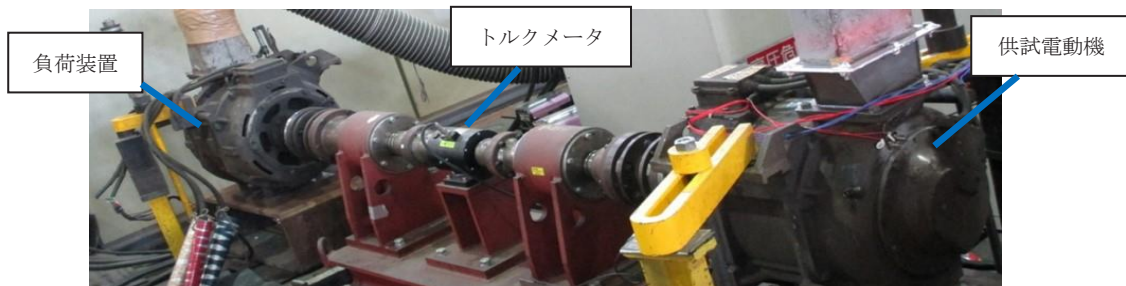


図3 試験概況

白色化の処理を行う。主成分分析により、データの分布を表現する際に寄与度の高い成分を抽出する。今回は過去の研究結果に基づき⁷⁾、第6主成分までを使用した。また主成分分析中に白色化の処理を行い、主成分分析後の各成分の平均が0、標準偏差が1となるように処理している。

上述の前処理を行ったオクターブバンド分析データは、多次元空間上の座標を表すものとしてとらえることが可能である。本報告で用いる異常検知手法は近傍法を基にしており、多次元空間上での距離を基に異常判定を行う。具体的には下記のように異常度を計算する。

まず診断プログラムは正常データを学習データとして、多次元空間上に正常データの集合をプロットし、正常状態を学習する(図2)。学習後は診断したいテストデータと、そのテストデータに最も近い学習データ1点の距離を基に異常の指標である異常度を算出する。異常度は式(1)で定義する。

$$f(\mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{x} - \text{NN}(\mathbf{x})|}{d} - 1 \quad (1)$$

ここで \mathbf{x} 、 NN はそれぞれ前処理されたテストデータとテストデータに最も近い学習データの座標、 d は基準距離を表している。基準距離 d は任意の値に設定可能であるが、今回は過去の研究結果に基づき¹⁰⁾、「学習データをテストデータとして入力した際に99%が正常判定される値」とした。また式(1)で定義される異常度はテストデータが基準距離内に収まっている場合(正常)には負、基準距離以上(異常)の場合には正の値となる。

式(1)で定義された異常度は、学習データの中に異常データが含まれている場合に判定を誤る。そこでそのようなデータの影響を受けにくくするために、式(2)に示すように k 番目まで近いデータの距離を計算し、それらの平均を異常度とした。

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{k_{\text{NN}}} \sum_{k=1}^{k_{\text{NN}}} \frac{|\mathbf{x} - \text{NN}_k(\mathbf{x})|}{d_k} - 1 \quad (2)$$



図4 状態監視装置

表1 オクターブバンド分析諸元

入力信号	漏洩電流
サンプリング周期	12.5kHz
分析周期	1Hz
分析周波数帯	10Hz~5000Hz
バンド幅	1/12 オクターブバンド

ただし NN_k は k 番目にテストデータに近い学習データ、 k_{NN} は距離を計算する点の数、 d_k は k 番目に近い学習データに対する基準距離である。今回は過去の研究より $k=4$ と設定した⁷⁾。

なお上述の異常検知手法は汎用プログラムpythonを用いてコーディングし、異常度計算のベースとして使用した主成分分析や近傍法等のプログラムはscikit-learnで提供されているものを用いた¹⁶⁾。

3. 異常模擬試験

3.1 試験条件

主電動機軸受に対する提案異常検知手法の有効性を確認するために、2台の主電動機を用いて異常模擬試験を実施した。異常模擬試験の概況を図3に示す。本試験では一方の主電動機を供試電動機、もう一方を負荷用電動機(負荷装置)として使用し、それらの出力軸はトルクメータを介して接続した。本試験で使用した電動機はいずれも前述の軸受の電食対策(絶縁軸受の採用等)が施されている。供試電動機継手側の軸受を交換して試験を行い、その時の供試電動機の漏洩電流を測定し、過去に

特集：車両技術

開発した状態監視装置⁷⁾へと入力した。

試験手順に関して述べる。まず継手側軸受を正常軸受に交換し、後述する全12条件で試験を行った。各条件における試験時間は180秒間とし、その間の漏洩電流を測定した。また漏洩電流の測定には電流センサ(Pearson 301X)を使用した。その後、機械学習における正常データ取得のために、再度正常軸受を用いて試験を行った。

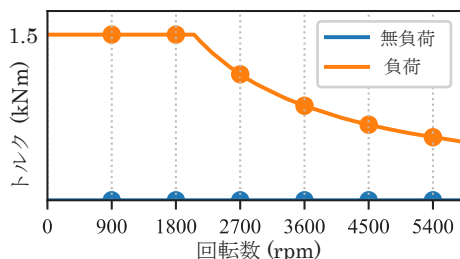


図5 負荷用電動機トルク



図6 異常軸受内輪

後述するように2回分の正常データを学習データとテストデータに分割した。2回の正常軸受による試験後、継手側軸受を異常軸受に交換し、正常軸受実施時と同じ手順で試験を行い、データを取得した。また軸受部は試験前に、清掃とグリース交換を行い、3時間の慣らし運転を実施した。

状態監視装置の外観を図4に示す。状態監視装置では1秒毎に、入力信号の実効値とオクターブバンド分析結果を記録する。オクターブバンド分析の諸元を表1に示す。

軸受の各試番に対して、負荷2条件と速度6条件の計12条件で試験を行う。負荷用電動機の各条件における出力トルクを図5中の点で示す。図中青で示すのは無負荷条件である。図中橙色で示す負荷条件では、現車での力行を模擬している。この時、負荷用電動機は回転数に応じて供試電動機の負荷となるトルクを発生させる。また速度は900rpmから5400rpmまで900rpm刻みの6条件で試験を行った。

ここで正常軸受と異常模擬軸受について述べる。正常軸受は新品で購入した軸受(NTN社製 NU214)を使用し、新品で購入した軸受に内輪欠陥を人為的に施したものを異常軸受としている。異常軸受の内輪を図6に示す。内輪の一部を幅5mm幅で研削し、平面部を設けている。実際に軸受で起こり得る主な異常としては潤滑不良による焼き付きや、転動面のはく離などが考えられるが、今回模した異常は、はく離等で発生する軸受の局所的な異常を模擬したものである。

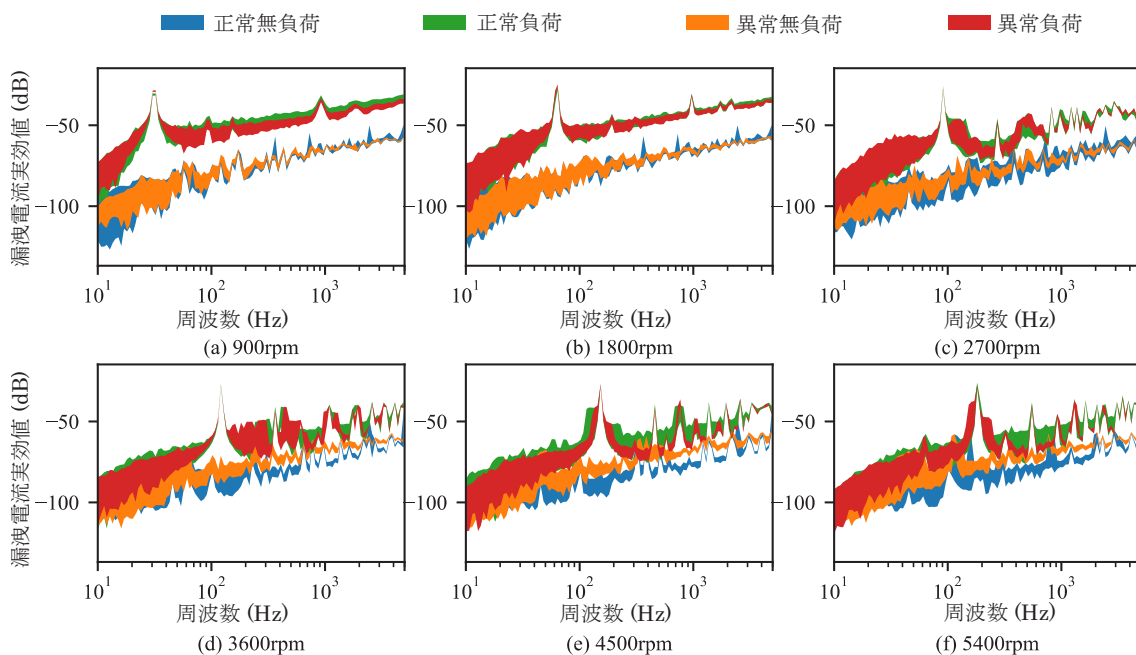


図7 オクターブバンド分析結果(漏洩電流)

3.2 試験結果（オクターブバンド分析）

本節では状態監視装置に記録された、各条件における漏洩電流のオクターブバンド分析結果を示す。前節で述べたように正常軸受は2回試験を実施しているが、それらの試験結果は統合され、その後再びランダムに2つのファイルに分割している。これらの2つのファイルのうち一方は診断プログラムの学習データ、もう一方は正常軸受のテストデータとして用いている。

正常軸受、異常軸受が組み込まれている時の、状態監視装置で記録された漏洩電流のオクターブバンド分析結果を図7に示す。グラフ中には速度条件ごとに6つのグラフが存在し、左上から右下に向かって900rpmから5400rpmまでのオクターブバンド分析結果を表している。またグラフの横軸は周波数（10から5000Hz）、縦軸は入力信号の実効値 a' [dB] を表している。 a' [dB] は下記に示す式(3)にて算出している。

$$a' = 20 \log \frac{a}{a_0} \quad (3)$$

ただし、 a は対象とする信号、 a_0 は基準値である。今回漏洩電流の基準値は1[A]とした。グラフ中の四色は試験条件を表している。またそれぞれの色の帯グラフは各試験条件において、各信号が変化した範囲（180秒間の最大値から最小値）を表している。

図7中の負荷条件（緑、赤色）ではオクターブバンド分析結果にピークが見られる。これらは巻線電流の周波数（電動機回転数 [Hz] と電動機極対数の積）と一致し

ている。負荷条件では軸受の違いでオクターブバンド分析結果に違いは小さい。すなわち軸受異常により漏洩電流はわずかであった。

図7中の無負荷条件（青、橙色）の900, 1800rpmでは正常軸受と異常軸受のグラフはほぼ重なっており、軸受の異常は漏洩電流に影響を及ぼしていない。対して無負荷条件の2700rpm以上では、漏洩電流100Hz以上の周波数成分が異常軸受を使用した際には上昇していることが確認できる。2700rpm以上ではインバータがPWM駆動から矩形波駆動へと切り替わるため、インバータのモード切替による影響を受けていると考えられる。以上のオクターブバンド分析結果より、無負荷条件の矩形波駆動時に軸受の異常の有無に応じて、漏洩電流の100Hz以上の周波数成分が変化することが確認できた。また、本試験中には漏洩電流に加えて主電動機の振動も測定しており、実際に異常振動が発生することを確認している¹⁷⁾。

3.3 診断結果

本節では前節で得られたオクターブバンド分析結果を診断プログラムへと入力し、正常軸受と異常軸受のデータに対して診断を行った場合の結果を図8に示す。

この診断結果では、前節のオクターブバンド分析結果と同様に6つのグラフを有する。それぞれの診断結果は180秒間のデータの異常度のヒストグラムであり、横軸が異常度、縦軸が度数を表している（度数の和は180）。また前節の漏洩電流のオクターブバンド分析結果より、高周波の漏洩電流が異常の有無で変化することが確認できた。よってここでは高周波成分（1000から5000Hz）

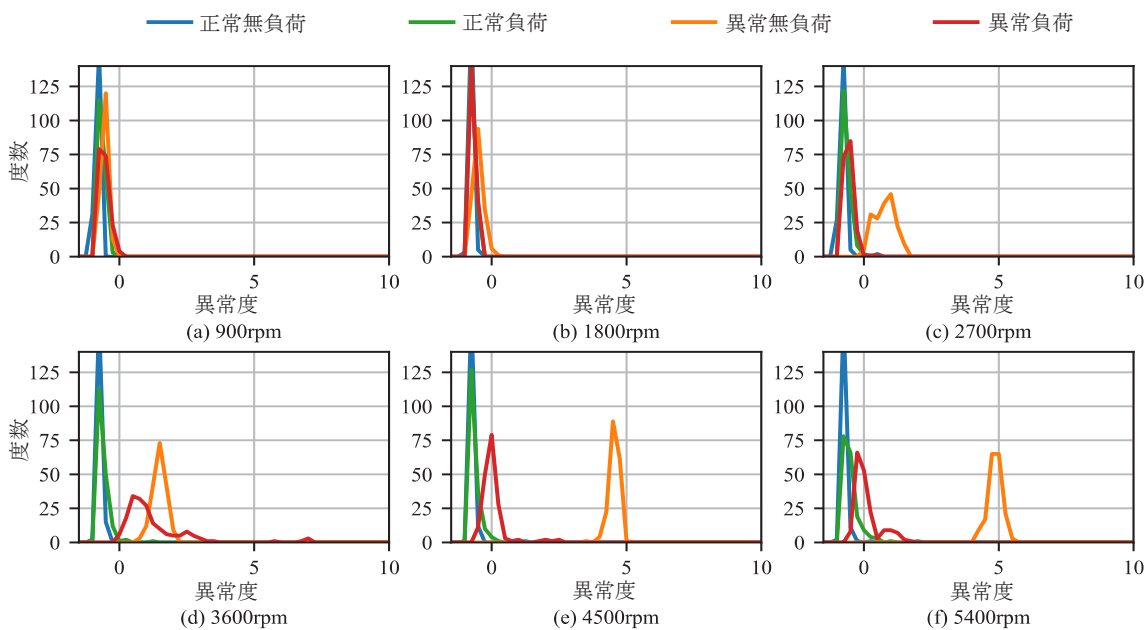


図8 漏洩電流による軸受診断結果

特集：車両技術

を用いて診断を行った。

グラフ中には4条件の度数が重ねて表示されているが、それぞれの色は試験条件であり、その意味するところは前節でのオクターブバンド分析結果と同様である。正常軸受に対して診断を行った場合（図中青と緑）、全ての条件で軸受は正常と判断されている。対して異常軸受に対して診断を行った場合は、負荷条件（図中赤）ではほとんどの条件で誤判定していることがわかる。同様に無負荷条件のPWM駆動モード（図中橙、900, 1800rpm）でも異常軸受を誤判定している。これらは前節のオクターブバンド分析結果で変化が小さかった条件であったため、異常検知ができなかったと考えられる。対して無負荷条件の矩形波駆動時（図中橙、2700rpm以上）の診断を行った場合には、異常軸受を異常と正しく判定できていることが確認できる。

4. おわりに

本報告では電管用主電動機軸受の異常検知手法を提案した。提案手法はオクターブバンド分析と機械学習、そして主電動機の漏洩電流を組み合わせたもので、異常模擬軸受を用いた異常模擬試験によりその性能を確認した。異常模擬試験により漏洩電流を測定し、それらの測定結果を用いて診断を行った結果、無負荷の特定条件下で異常を検知できることを確認した。この結果より、新たな台車車体間配線を立ち上げることなく、主電動機軸受異常検知システムを構成できる可能性が示された。

今後、軸受異常が漏洩電流に影響を与えるメカニズムの解明に取り組んでいきたい。

文献

- 1) Bellini, A., Filippetti, F., Tassoni C., and Capolino, G., "Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines," *IEEE Transactions on industrial electronics*, Vol.55, no.12, pp.4109-4126, 2008.
- 2) P. G. Marquez, F. M. Tobias, A. M. P. Perez, J., and Papaelias, M., "Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods," *Renewable Energy*, Vol. 46, pp.169-178, Oct. 2012.
- 3) M. Knight, A., and P. Bertani, S., "Mechanical Fault Detection in a Medium-Sized Induction Motor Using Stator Current Monitoring," *IEEE Transactions Energy Conversion*, Vol. 20, pp. 753-760, Dec. 2005.
- 4) Mathew, J., and J. Alfredson, R., "The Condition Monitoring of Rolling Element Bearings Using Vibration Analysis," *Journal of Vibration, Acoustic, Stress, and Reliability in Design*, Vol. 106, pp. 447-453, July 1984.
- 5) R. Stack, J., G. Habetler, T. and G. Harley, R., "Fault Classification and Fault Signature Production for Rolling Element Bearings in Electric Machine," *IEEE Transactions Industry Applications*, Vol. 4, pp. 735-739, May 2004.
- 6) Blodt, M, Granjon, P., Raison, B, and Rostaing, G, "Models for Bearing Damage Detection in Induction Motors Using Stator Current Monitoring," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol.55, no.4, pp.1813-1822, 2008.
- 7) 近藤稔, 真鍋慎一, 高重達郎, 菅野普: 振動のオクターブバンド分析を用いた車両用ディーゼル機関の異常検知手法, 鉄道総研報告, Vol.29, No.9, pp.17-22, 2015
- 8) 近藤稔, 高重達郎, 真鍋慎一, 菅野普: 振動による状態監視法を用いたディーゼル機関異物混入時の異常振動検知, 鉄道総研報告, Vol.30, No.4, pp.47-52, 2016
- 9) 西谷幸祐, 近藤稔, 高重達郎, 片岡祐太, 野口敬太: 振動による駆動機器用状態監視システムの営業列車への適用, 鉄道総研報告, Vol.32, No.8, pp.23-28, 2018
- 10) 西谷幸祐, 近藤稔, 高重達郎, 菅野普: 振動による状態監視法を用いた気動車の異常検知と診断, 鉄道総研報告, Vol.30, No.11, pp.35-40, 2016
- 11) 鈴木淳一, 上東直孝, 柿島秀史: ナノカーボンを分散させた導電性グリースによる転がり軸受の電食防止, 鉄道総研報告, Vol.29, No.4, pp.29-34, 2015
- 12) 倉持隆一: 回転電気の軸電流, 富士時報, 第8号, pp.536-542, 1965
- 13) 渡辺朝紀: 主電動機軸受の電食とその対策, 鉄道総研報告, Vol.7, No.4, pp.27-32, 1993
- 14) ABB, "Bearing currents in modern AC drive systems," *Technical guide*, No.5.
- 15) 渡辺朝紀: ころがり軸受の電食, トライボロジスト, Vol.41, No.7, pp.570-575, 1996
- 16) Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M. and Duchesnay, E., "Scikit-learn: Machine Learning in Python," *Journal of Machine Learning Research*, Vol.12, pp. 2825-2830, 2011.
- 17) 近藤稔, 堺谷洋, 高橋研: 振動のオクターブバンド分析を用いた駆動用電動機軸受の異常検知, Dynamics and Design Conference 2018 講演論文集, 2018