

剥離進展下の転がり軸受を対象とした余寿命予測技術の開発

Development of Remaining Useful Life Prediction Technology for Rolling Bearings under Flaking Propagation

北井 正嗣* Masashi KITAI

近年、設備の経年劣化や保守人材の不足の背景から、予知保全の高度化への関心が高まっており、転がり軸受はその対象として注目されている。一般に転がり軸受は何らかの損傷が発生した時点で交換されるが、メンテナンスが容易でない環境においては、周辺設備に影響を与えない範囲において、損傷発生後も継続して使用される場合がある。本稿では損傷発生後の転がり軸受を対象として、AIを用いた余寿命予測手法について紹介する。

In recent years, due to the equipment aging and the lack of maintenance personnel, interests in advanced predictive maintenance is increasing, and rolling bearings are attracting attention as a target. In general, rolling bearings are replaced when some kind of damage occurs. However, in some cases where maintenance is not easy, they may continue to be used even after the damage has occurred as long as it does not affect peripheral equipment. This paper introduces a development AI method for predicting the remaining useful life of rolling bearings under flaking propagation.

1. はじめに

製造やインフラ等の設備において、経年劣化に伴うメンテナンスコストの増加や保守人材の不足による作業員への負担増大などの背景から、メンテナンス技術の高度化・自動化への関心が高まっている。その中でも近年、故障してから保全する「事後保全」、設備の状態に依らず定期的に保全する「予防保全」よりも効率的にメンテナンスを行う方法として、異常の予兆を検知して保全する「予知保全」に関する技術が注目されており、IoT、AIを活用してこれらの技術をメンテナンスに導入するための取り組みが活発化している¹⁾。

転がり軸受は設備に欠かせない機械要素の一つであり、機械の回転を支える重要な要素である。設備の故障事例において、そのおよそ30%が転がり軸受に起因するとも言われている²⁾ことから、転がり軸受の状態を推定し、適切なタイミングで補修・交換することが、設備全体のメンテナンスコスト軽減の点から望まれている。

転がり軸受の診断には、機械の運転を中断せずに測定できる、損傷への感度が高いなどの理由から、振動加速度が用いられることが多い³⁾。振動加速度を利用した診断方法としては、周波数分析を利用した損傷部位の特定や、実効値や尖度などの統計量を利用した損傷状態の予測などが慣習的に適用されている。加えて近年では、ディープラーニングをはじめとしたAI技術の発展に伴い、AI技術を利用して転がり軸受の損傷状態や余寿命を予測するための研究・技術開発が盛んに行われている^{4), 5), 6)}。

本稿では損傷が発生した後の転がり軸受を対象として、軸受の交換が必要となるタイミングまでの余寿命を予測するために開発したAI技術⁷⁾について紹介する。

2. 開発背景

一般に転がり軸受の寿命は、剥離や圧痕など、軸受軌道面に何らかの損傷が発生した時点とすることが多い。しかしながら、使用される環境や条件によっては、転がり軸受の交換が容易ではない、メンテナンスコストが多くなるなどの理由から、転がり軸受に軽微な損傷が発生した後も継続して使用される場合がある。

転がり軸受の損傷が進展すると、振動の急激な上昇などにより、対象装置の他の要素の損傷を誘発し、ダウンタイムの増加につながる可能性がある。そのため、転がり軸受の損傷の程度（以下、損傷状態）を推定し、交換すべきタイミングまでの余寿命を予測できることが望ましい。しかしながら、先に挙げた転がり軸受の余寿命予測に関する研究の多くは、転がり軸受の損傷状態について述べられていない。

そこで、本稿では損傷進展下の転がり軸受に対し、損傷状態と余寿命の関係を回帰モデルで表現することで、高精度に余寿命を予測することを狙いとした開発技術について紹介する。

* 先端技術研究所

3. 転がり軸受の剥離進展と振動加速度

円筒ころ軸受を用いて、内輪軌道面に発生した剥離の周方向長さが転動体ピッチ長さを超えるまで運転を継続した場合の、運転時間と振動の関係を図1に示す⁸⁾。横軸は負荷回数を、縦軸は振動加速度の実効値 (Root-Mean-Square Value, RMS) 初期値に対する相対的な変化 (RMS 相対値) を示している。また、特定時刻における内輪軌道面の剥離形状の外観図を同図に示す。剥離は負荷回数約 90 万回で発生している。軌道面の剥離はまず軸方向に主に進展 (図1の範囲 A) し、軸方向剥離長さが転動面の接触長さまで達すると、その後は主に周方向 (転動体移動方向) に進展する (図1の範囲 B)。RMS は剥離が軸方向に進展している間は急激に増加するが、周方向の進展が主となると RMS の増加は緩やかとなり、トレンドに変動が生じるようになる。さらに剥離が進展し、周方向剥離長さが転動体ピッチ長さに達する (図1の範囲 C) と、RMS は再度急激に増加し、変動の幅も大きくなる。

このように振動が大きくなると、転がり軸受の内外輪間の変位は周辺部品の許容可能なクリアランスの範囲を超える危険性が高まり、周辺部品の損傷を誘発する要因となる。したがって剥離の周方向長さが転動体ピッチ長さに至る前に運転を停止することが望ましく、本研究では周方向剥離長さが転動体ピッチ長さの半分に至る点を軸受交換のタイミングとした。

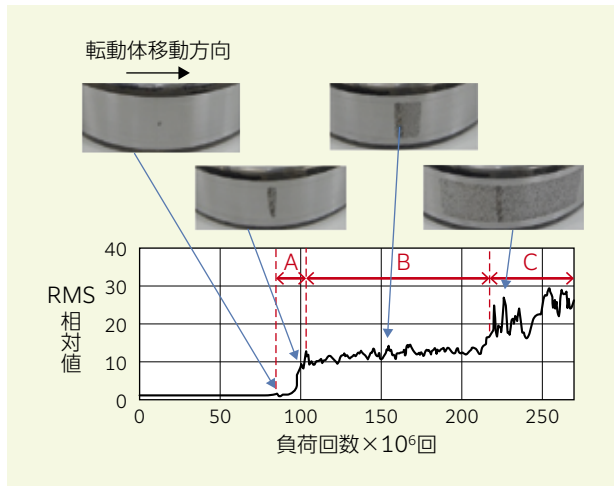


図1 剥離進展状況と振動加速度の関係⁸⁾

4. 開発技術の特徴

本章では開発技術の概要について説明する。

4.1 開発技術

開発技術の概要を図2に示す。開発技術は4.2節に示す Feature Fusion Network (FFN)⁷⁾ と4.3節に示す階層ベイズ回帰 (Hierarchical Bayesian Regression, HBR)⁹⁾ の組み合わせで構成される。振動加速度時系列データを短時間フーリエ変換 (Short Time Fourier Transform, STFT, 図3参照)¹⁰⁾ したスペクトログラムを入力とし、FFNにより、周方向剥離最大長さ (以下、剥離サイズ) と余寿命 (以下、SS 余寿命) をそれぞれスナップショット (1つの入力データセットに対し1つの出力) で予測する。次に、FFN で予測した剥離サイズと SS 余寿命から、HBRにより、余寿命回帰式、余寿命およびその分布を出力する。

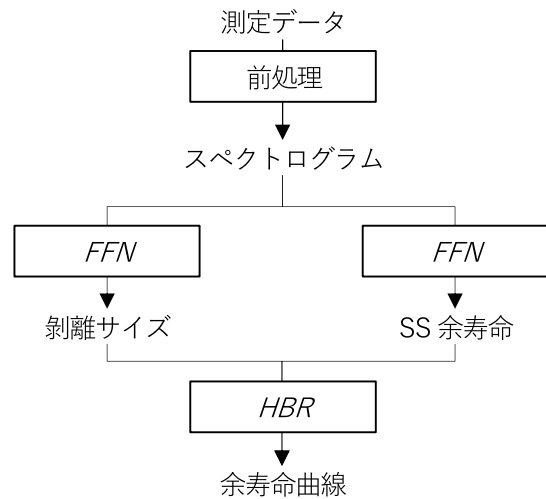


図2 開発モデル概要

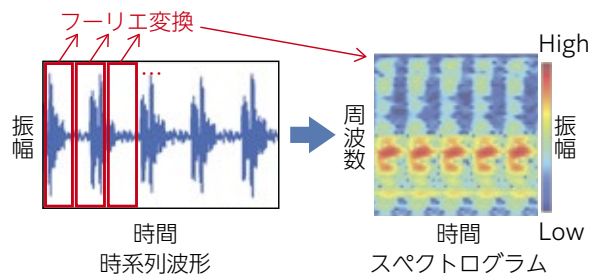


図3 短時間フーリエ変換のイメージ

4.2 Feature Fusion Network

FFN は、画像認識に良く用いられるディープラーニング手法の畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, CNN) ¹¹⁾ をベースとして開発した回帰手法である。FFN のイメージ図を **図 4** に示す。通常の CNN では計測時点の入力データのみから対応する目的変数を直接予測する。FFN は、過去の複数回分の入力データから、各時点における劣化指標 (劣化の状況を 0 ~ 1 の範囲で正規化した指標) を算出し、劣化指標を計測順列でベクトル化した劣化指標ベクトルを中間変数として利用することにより、目的変数 (剥離サイズおよび SS 余寿命) の予測精度を向上させることを狙いとしている。

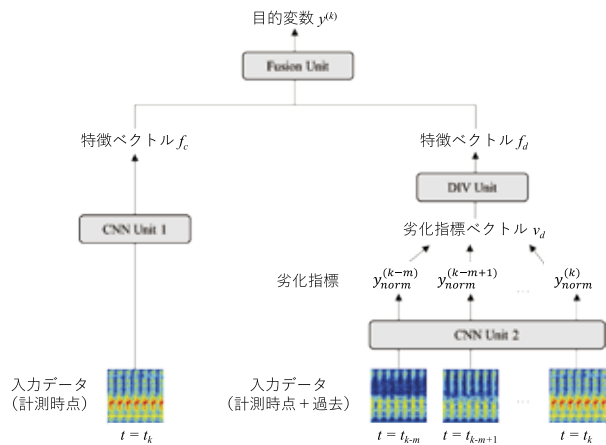


図 4 Feature fusion network 概要

4.3 階層ベイズ回帰

前述の SS 余寿命はスナップショットで予測したものであるため、計測時刻ごとに予測値が変動する。実用上、余寿命予測値は運転時間経過に対して単調減少することが望ましいため、余寿命の回帰曲線を単調減少関数で定義した。本開発では、上記に加え軸受個体間のばらつきも考慮するための手法として、HBR を用いた ⁷⁾。HBR では計測時点よりも過去のすべてのデータを利用して余寿命およびその回帰曲線を求める。具体的には、軸受の個体差が確率分布に基づいてばらつくとした上で、軸受ごとに個別の余寿命回帰曲線を扱えるようにした。これにより SS 余寿命が全学習データの平均から大きく外れた個体に対しても、最終的に出力される余寿命を比較的精度よく予測できる。

5. 評価実験

5.1 実験装置および測定データ

開発技術の評価に使用した実験装置概略を **図 5** に、実験条件を表 1 に示す ⁷⁾。試験軸受として円筒ころ軸受 (型番 NU224, 内径 ϕ 120 mm, 外径 ϕ 215 mm) を使用した。軸受軌道面に初期の剥離が発生してから使用可能な限界に至るまで運転を継続し、定期的に振動加速度および剥離サイズを測定した。測定は 33 個の軸受サンプルに対して実施した。各軸受サンプルについて初期の剥離が発生してから使用可能な限界に至るまでの運転時間と RMS の関係を **図 6** に、運転時間と剥離サイズの関係を図 7 に示す。剥離進展末期における RMS は変動が大きく、剥離の状態を正確に把握することは困難である。また、33 個の軸受サンプルはすべて同じ運転条件下で試験を行っているにもかかわらず、使用可能な限界に至るまでの余寿命は軸受サンプルによって大きく異なる。そのため、余寿命の予測精度を向上させるためには、振動加速度特徴量の変動および余寿命の個体差を考慮する必要がある。

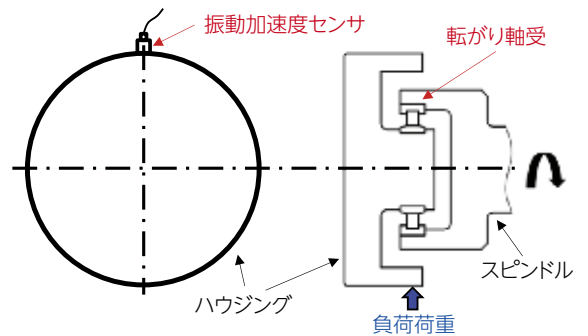


図 5 実験装置 ⁷⁾

表 1 実験条件 ⁷⁾

転がり軸受	円筒ころ軸受 (型番: NU224)
主軸回転速度	500 min ⁻¹
ラジアル荷重	90 kN
測定データ	振動加速度 (鉛直方向)
軸受サンプル数	33 個

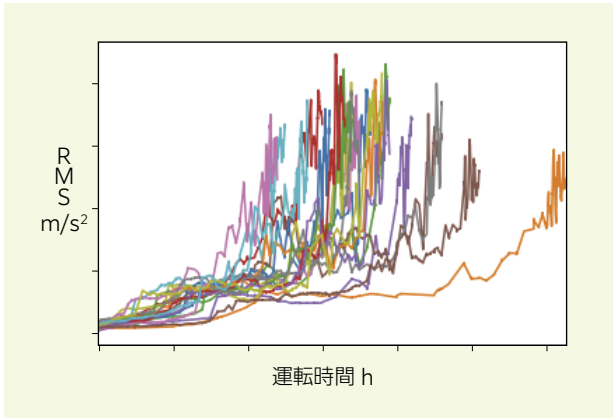


図 6 運転時間と RMS の関係

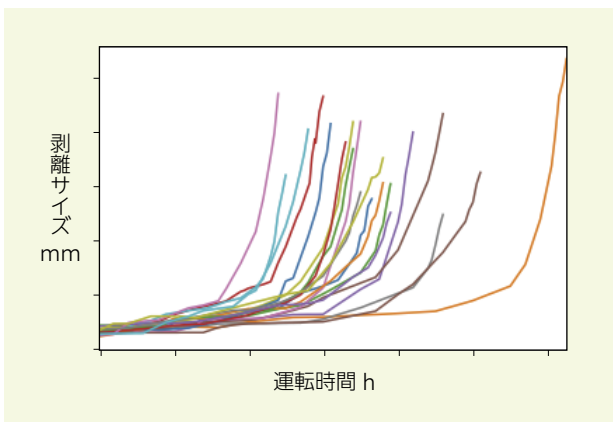


図 7 運転時間と剥離サイズの関係

5.2 評価指標

開発手法の評価指標には決定係数 R^2 を用いた。 R^2 は目的変数（ここでは剥離サイズまたは余寿命）の予測値が実際の値（以下、真値）とどの程度一致しているのかを示す指標で、式 (1) で示される。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_k - \hat{y}_k)^2}{\sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y})^2} \quad (1)$$

ここで、 y_k および \hat{y}_k はそれぞれ測定時刻 k における目的変数の真値および予測値を示す。また \bar{y} は目的変数の真値の平均、 n はデータ数を示す。 R^2 は 1 以下の値をとり、値が大きい（1 に近い）ほど予測精度が高い。 R^2 は各軸受サンプルに対して算出し、Leave-One-Out Cross-Validation¹²⁾ により算出される予測値の平均およびばらつきを評価した。また、剥離が発生してから軸受交換が必要なタイミングに至るまでの全範囲を、初期、末期の 2 つの範囲に分け、それぞれで評価した。ここで、剥離が主に軸方向に進展する範囲を初期、剥離が周方向に主に進展する範囲を末期とした。

5.3 FFN による剥離サイズおよび SS 余寿命予測結果

本節では、FFN を各種回帰手法と比較し、剥離サイズおよび SS 余寿命の予測精度を評価した。比較手法として Kernel Ridge (KR)¹³⁾、Random Forest (RF)¹⁴⁾、Support Vector Regression (SVR)¹⁵⁾、中間層 4 層の Neural Network (DNN)¹⁶⁾、CNN を用いた。CNN は開発手法と同様に振動加速度のスペクトログラムを入力としており、過去のデータについては考慮していない。一方、KR、RF、SVR、DNN では振動加速度に各種バンドパスフィルタ処理を行った後の時間領域、周波数領域、ケプレンシ領域の統計量（RMS、最大値、波高率、尖度、歪度、エンベロープ処理後の RMS）¹⁷⁾ を入力として使用した。開発手法および比較手法のハイパーパラメータは 5-fold Cross-Validation¹²⁾ により最適値を選定した。

図 8 に剥離サイズ予測精度の比較結果を、図 9 に SS 余寿命予測精度の比較結果をそれぞれボックスプロットで示す。

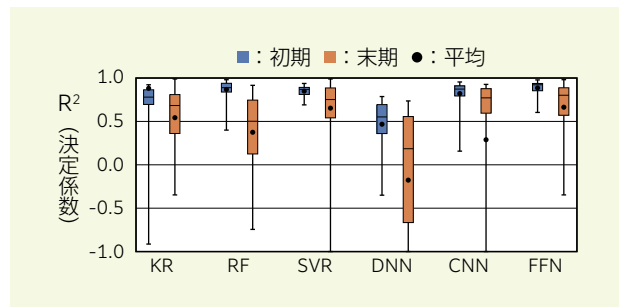


図 8 剥離サイズ予測精度 (w/o HBR)^{7), 17)}

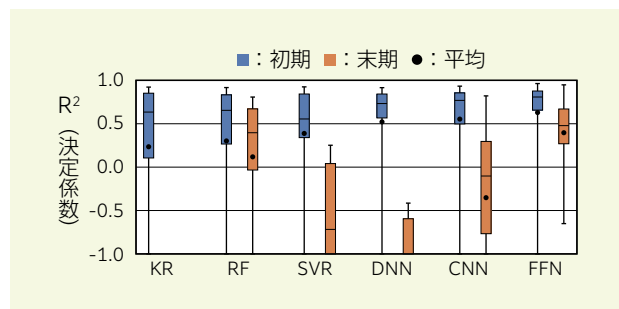


図 9 SS 余寿命予測精度 (w/o HBR)^{7), 17)}

剥離サイズ予測において、剥離進展初期においては KR、DNN を除く4手法はいずれも評価指標の R^2 平均が 0.7 以上となり、特に FFN の予測精度が最も高くなった。また剥離進展末期においては CNN および FFN の R^2 の平均が高いが、CNN は特定のサンプルに対して予測精度が悪くなるため、平均値は FFN に比べて大幅に下がった。したがって剥離サイズ予測においては FFN が最も予測精度が高い。

SS 余寿命予測においては、剥離進展初期は DNN, CNN, および FFN の 3 手法が KR, RF, SVR に比べて R^2 が高く、中でも FFN が最も予測精度が高くなった。剥離進展末期においては、剥離進展初期に比べいずれの手法も予測精度が低下するが、その中でも RF および開発手法が比較的高い精度を維持した。

これらの結果より、FFN は他の一般的な回帰手法に比べ、剥離サイズ、SS 余寿命のいずれの予測においても高い予測精度を維持していることがわかる。

5.4 開発手法による余寿命曲線

図 10 に HBR による損傷進展状況と余寿命曲線の中央値および予測分布の関係を示す。図中の赤破線よりも左側は HBR の学習に使用した範囲の測定データ、赤破線よりも右側は予測範囲における測定データ、黒線は HBR による予測曲線を示す。また、濃灰色のエリアは信用度 50%, 薄灰色のエリアは信用度 95% の範囲を示す。図中 3 つのグラフは左からそれぞれ対象軸受の全測定データのうち、10%, 20%, 50% のデータを測定した時点における余寿命の予測結果を示している。また、図中に 3 章で定義した使用限界（寿命の基準）を破線で示した。損傷の進展に伴う測定データの増加に伴い、予測曲線は真値に近づき、信用度の範囲の幅は狭くなった。よって、HBR により損傷の進展と余寿命の関係は予測分布（予測値の信頼性）を伴う曲線として表現することができる。さらに、測定データの増加に伴って余寿命の予測精度が向上し、予測値の信頼性も向上した。

図 11 に開発手法（FFN と HBR の組合せ）による余寿命の予測精度をボックスプロットで示す。比較として、RF と HBR, CNN と HBR の組合せおよび FFN 単体での予測結果を示す。損傷初期において、開発手法は他の手法に比べて予測精度が向上しており、特に四分位範囲が小さくなることから、軸受サンプルに対するばらつきが小さくなっていることを確認した。また損傷末期においても他の手法に比べ予測精度は高く、唯一 R^2 の平均が 0.5 を超えた。よって開発手法を用いることにより、従来の方法よりも高い精度で余寿命を予測することが可能になる。

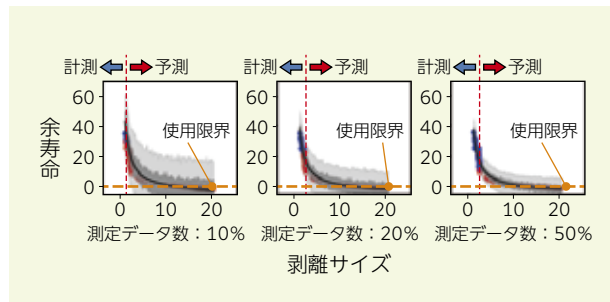


図 10 剥離進展と余寿命予測分布の関係⁷⁾

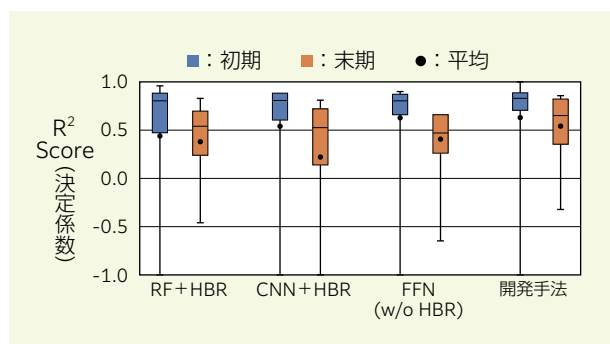


図 11 余寿命予測精度⁷⁾

6. おわりに

損傷発生後の転がり軸受を対象として開発した余寿命予測手法について、一般的な機械学習手法との性能を比較検証した。開発手法を用いることにより損傷後の転がり軸受の交換が必要なタイミングまでの余寿命を高精度に予測できることを確認した。したがって、本開発手法を用いることで、転がり軸受に剥離が発生した後も運転を継続するような場合に、内外輪間の変位が周辺部品の許容可能なクリアランスを超えない範囲で転がり軸受の使用の目安を得ることができるようになる。転がり軸受に損傷が発生した後も継続して使用される設備として例えば、特殊環境下で使用されるポンプやファンなどがある。今後、本開発技術の汎用性を高めつつ、様々な設備のメンテナンスコスト低減に貢献できるよう取り組みを続ける。

参考文献

- 1) 経済産業省, “スマート保安先進事例集”, 2022.4, https://www.meti.go.jp/policy/safety_security/industrial_safety/smart_industrial_safety/jireisyu_r3.pdf, (参照 2022-8-10).
- 2) 潤滑油協会, “潤滑管理効率化促進調査報告書”, 1995.
- 3) ISO10816-3:2009/Amd1:2017, “Mechanical vibration -Evaluation of machine vibration by measurements on no-rotating parts -Part3: Industrial machines with nominal power above 15 kW and nominal speeds between 120 r/min and 15000 r/min when measured in situ -Amendment 1”, (2017).
- 4) Y. Lei, N. Li, L. Guo, N. Li, T. Yan and J. Lin, “Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction”, Mechanical Systems and Signal Processing, vol.104, (2018) 799-834.
- 5) S. Ramezani, A. Moini, M. Riahi, “Prognostics and health management in machinery: A review of methodologies for RUL prediction and roadmap”, International journal of industrial engineering & management science, vol.6, issue 1, (2019) 38-61.
- 6) Z. Xia, Q. Guan, Y. Gao, X. Chen and X. Zhai, “Review on remaining useful life prediction methods of bearing”, 2020 11th international conference on prognostics and system health management (PHM-2020 Jinan), (2020) 429-433.
- 7) M. Kitai, T. Kobayashi, H. Fujiwara, R. Tani, M. Numao and K. Fukui, “A framework for predicting remaining useful life curve of rolling bearings under defect progression based on neural network and Bayesian method”, IEEE Access, vol.9, (2021) 62642-62652.
- 8) 北井正嗣, 筒井英之, 谷良二, 坂口智也, “軸受の損傷進展状況と振動特徴量の関係調査”, トライボロジー会議 2019 春 東京, (2019) 1-2.
- 9) M. S. Hamada, A. G. Wilson and C. S. Reese, “Bayesian Reliability”, Springer (2018).
- 10) J. Allen, “Short term spectral analysis, synthesis, and modification by discrete Fourier transform”, IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing, vol.25, no.3, (1977) 235-238.
- 11) Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition”, Proc. of the IEEE, (1998) 1-46.
- 12) C. M. Bishop, “Pattern recognition and machine learning”, Springer, (2006) 32-33.
- 13) C. Saunders, A. Gammerman and V. Vovk, “Ridge regression learning algorithm in dual variables”, Proceedings of the 15th international conference on machine learning, (1998) 515-521.
- 14) L. Breiman “Random forests”, Machine learning, vol.45, (2001), 5-32.
- 15) V. N. Vapnik, “Statistical learning theory”, Wiley, (1998).
- 16) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams, “Learning representations by back-propagating errors”, Nature, vol.323, (1986) 533-536.
- 17) M. Kitai, Y. Akamatsu, R. Tani, H. Fujiwara, M. Numao and K. Fukui, “Remaining useful life curve prediction of rolling bearings under defect progression based on hierarchical Bayesian regression”, Proc. European conference on artificial intelligence 2020, (2020) 2986-2992.

執筆者近影



北井 正嗣
先端技術研究所