

One Class SVMに基づく水力発電所軸受異常振動の予兆発見 (1)

Unusual condition detection of bearing vibration in hydropower plants

小野田崇*1 村田博士*1 山名美智子*1 清水健二*2 野邊信勝*2 村川秀樹*2
Takashi Onoda Hiroshi Murata Michiko Yamana Kenji Shimizu Nobukatsu Nobe Hideki Murakawa

*1(財)電力中央研究所 Central Research Institute of Electric Power Industry
*2九州電力株式会社 Kyushu Electric Power Co.,Inc.

Kyushu Electric Power Co.,Inc. collects different sensor data and weather information to maintain the safety of hydropower plants while the plants are running. This paper shows results of unusual condition detection from the collected different sensor data and weather information by using one class support vector machine.

1. はじめに

水力発電所の保守は、1ヶ月に1回実施する五感をういた設備巡視、並びに2ヶ月に1回実施する計器類の数値を記録・確認する日常点検により、性能を維持している。著者らは、この保守業務の省力化を目指し、水力発電所にセンサを設置し、異常の予兆を検出する技術の開発に取り組んでいる。特に、水力発電所の性能維持には水車・発電機軸受の異常振動の予兆検出が重要となる。しかし、この水車・発電機軸受異常振動の予兆検出については、以下の理由でセンサ情報に基づく検出が困難な状況にある。

- 各センサ情報と軸受振動との因果関係は非常に複雑。
- 異常振動の予兆発見に必要な異常、故障は非常に稀な現象で、異常、故障時のセンサ情報の蓄積がない。
- 実験による実機を模擬した異常振動状態の生成が困難。

このような状況の中、著者らは、水車・発電機軸受が正常振動している際の各センサ情報の値の組み合わせを正常状態のデータと見なし、この正常状態データから外れた例外状態データの蓄積が異常予兆となると考えることで、水力発電所の水車・発電機軸受異常振動の予兆検出技術の開発に取り組み始めた。

本論文では、異常振動の予兆発見技術の開発に先立ち、センサ情報の正常状態データから例外状態データを抽出したので報告する。具体的には、九州電力(株)宮崎電力所の石河内第二水力発電所において収集された通常運転時の水車・発電機軸振動に関連するセンサ情報値の組み合わせデータから、One Class Support Vector Machine(One-Class SVM)によって例外状態データを抽出した結果、および、その抽出データに対する水力発電所ベテラン運転員による評価結果について述べる。

2. One-Class SVM

ここでは、本研究で適用した One-Class SVM について、簡単に述べる [1]。

まず、学習データが以下の式で表現されるとする。

$$\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_\ell \in X \quad (1)$$

ここで、 $\ell \in N$ であり、 $X \in R^N$ である。

今、 Φ を特徴写像 $X \rightarrow F$ であるとする。この特徴写像は、学習データのある特徴空間へと写像する。また、この写像 Φ による特徴空間での内積は、元の学習データ空間上の簡単なカーネル関数で表現される。つまり、次式が成り立つ。

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\Phi(\mathbf{x}) \cdot \Phi(\mathbf{y})). \quad (2)$$

式 (2) を満たすようなカーネル関数としては、ガウスカネル関数 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_j\|^2/c)$ が有名である。インデックス i と j は、 $1, \dots, \ell$ を表す。簡単のため以下では、 $i, j \in [\ell]$ の表現を採る。

1 クラス SVM では、ほとんどの学習データが入る小さな領域内で +1(正常状態パターン) の値を採り、それ以外の領域で -1 を採るような関数 f を、以下の考えによって生成する。

1. カーネル関数によって特徴空間へデータを写像する。
2. 写像されたデータを原点からの最大マージンによって得られる分類面によって分類する。言い換えれば、原点に最も近いデータと原点との距離を最大化するように分類超平面を見つける。

特徴空間上の学習データを原点から最大マージンによって分類するため、以下の 2 次計画問題を解く。

$$\begin{aligned} \min_{w \in F, \xi \in R^\ell, \rho \in R} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{\nu \ell} \sum_i \xi_i - \rho \\ \text{subject to} \quad & (w \cdot \Phi(\mathbf{x}_i)) \geq \rho - \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0. \end{aligned} \quad (3)$$

この 2 次計画法を解くことで、原点に最も近いデータと原点との距離を最大化するような分類超平面を見つけることができる。つまり、正常状態データと正常状態でないデータを分ける超平面を見つけることができる。ここで、 ν は、 $\nu \in (0, 1)$ となるパラメータである。

3. 例外状態データ抽出条件

分析対象とした九州電力(株)石河内第二水力発電所軸振動関連データは、2003年3月1日から同年6月16日まで、石河内第二水力発電所に設置したセンサ情報を九州電力宮崎電力所においてオンライン収集したものである。測定間隔は5秒であり、一つのデータは発生電力、回転数、ダム水位、外気温など41項目のセンサ、気象情報で構成されている。この2003

連絡先: 小野田 崇, (財)電力中央研究所 システム技術研究所, 東京都狛江市岩戸北 2-11-1, 03-3480-2111, 03-5497-0318, onoda@criepi.denken.or.jp

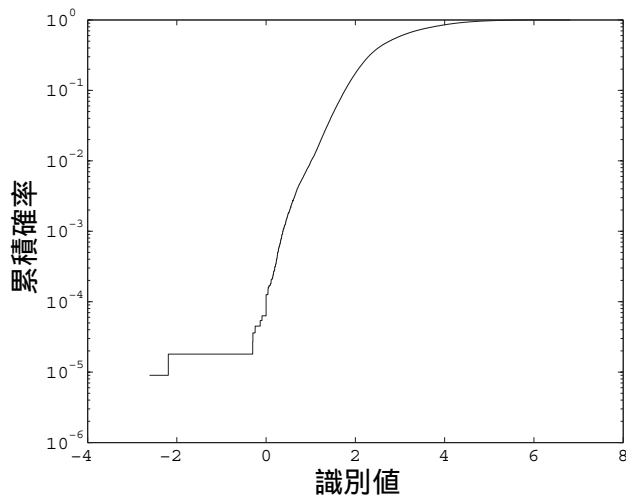


図 1: 識別値と発生確率との関係

年 3 月 1 日から同年 6 月 16 日までに収集されたデータは、全て正常状態のデータであり、事故や故障などの事象が起こっていないデータである。

本研究での分析においては、5 秒間隔の測定データでは、データ量が膨大となるため、1 分間隔の測定データ（以下、1 分値）を分析対象とした。分析対象とする測定項目は、専門家の軸振動に関する知見と測定が成功していない項目の削除によって、発生電力 (MW)、回転数 (rpm)、外気温 ()、室温 ()、オイルクーラー入口温度 ()、オイルクーラー出口温度 ()、上部軸受温度 ()、下部軸受温度 ()、上部軸受油温 ()、水車軸受温度 ()、水車軸受油温 ()、スラスト軸受温度 ()、下部油槽油温度 ()、下部軸受入気温度 ()、発電機軸振 (X 軸) (μm)、水車軸振 (X 軸) (μm) の 16 項目を選定した。

また、事例の少ない発電機起動開始、停止開始部分を例外状態として抽出しないよう、発電機の回転数が 200rpm (定格回転数は 240rpm) 以上のデータを分析対象とした。これによって、定常運転時のみを対象とした分析が可能となる。以上の操作によって、2003 年 3 月 1 日から同年 6 月 16 日までの 1 分値データより、111,106 データを分析対象データとして抽出した。また、項目ごとの測定単位の違いによる影響を無くすため、抽出した 111,106 データを各測定項目で平均 0 分散 1 に正規化した。

上述のデータに対し、One-Class SVM を $\nu = 0.00001$ (例外状態データの割合約 0.01%) として適用し、例外状態データの抽出を行った。ただし、分析の際には、観測データを高次元表現するカーネル関数を使用しなかった。

4. 抽出結果と専門家の評価

各データの累積発生確率を図 1 に示す。図 1 の横軸は、One-Class SVM が生成した判別関数に測定データ x を代入したときの値である。また、縦軸は確率を表す。例外状態データとして抽出された 13 件は、図 1 の識別値が 1 以下の場合に相当する。図 1 より、識別値が 1 以下の場合のセンサ、気象情報値の組み合わせデータは、その発生確率が 0.1 よりも低い値となり、非常に希な事例であることがわかる。ここで抽出された例外状態データは、水力発電所の知識を利用せずに選択されたセンサ、気象情報値の組み合わせデータであるが、13 件の例外

状態データの内、7 件が水車・発電機軸受の振動が大きくなる低負荷運転時、2 件が水車・発電機軸受の振動が大きい、起動したばかりの事例であることがわかった。これは、今回分析対象としたデータ全体中に、低負荷運転時が占める割合が少なかったこと、および 200rpm 以上という回転数だけで定常状態を切り出すことができなかつたことに起因する。

抽出された 13 件の例外状態データの内、低負荷運転時および起動したばかりのデータ 9 件を抜いた 4 件の例外状態データに対するベテラン運転員の見解は、次のようになった。ここでのベテラン運転員の見解とは、ベテラン運転員がセンサ情報以外の資料等 (例えば、日報など) と運転経験に基づいて行った、例外データに対する評価である。

1. 前後 1 分間のデータから系統事故などにより、周波数が変動し、ガイドベーンを閉め込んでいる。これにより水車軸振が発生 (1 件)。
2. 発生電力は 50% で低負荷運転ではない。起動して 10 分後であり、サージタンク水位も安定しており、何が原因で振動発生したか不明。異物混入による一時的な振動発生が考えられる (1 件)。
3. フル出力に近く連続運転中のデータ。回転数、サージタンク水位も安定しており、何が原因で振動発生したか不明。異物混入による一時的な振動発生が考えられる (2 件)。

抽出した例外状態データに対する、ベテラン運転員 (専門家) の経験からの評価を総括すると以下ようになった。

- 抽出された例外状態データは、正常動作であることの説明が可能である。
- 計算機の抽出した例外状態データは、非常に希な事例を抽出できている。
- ベテラン運転員も気付かなかつた特異事例を例外状態データとして抽出しており、正常動作であることを説明するために、様々な資料等を見直すきっかけを提供できている。

ベテラン運転員の評価にあるように、本報告で述べた分析結果は「計算機の抽出した例外状態データは、非常に希な事例をうまく抽出できている。」、「ベテラン運転員も気付かなかつた特異事例を例外状態データとして抽出しており、正常動作であることを説明するために、様々な資料等を見直すきっかけを提供できている。」ということから、若年運転員の教育支援、ベテラン運転員のノウハウ蓄積に、本論文で提案した方法が利用できることがわかった。

5. おわりに

本稿では水力発電所における軸受異常振動の予兆発見の第一歩として、正常運転中のセンサ情報、気象情報から例外状態データを抽出した結果について報告した。今後は、この例外状態データを利用した異常振動の予兆発見、異常診断技術の開発に取り組んでいく。

参考文献

- [1] B. Schölkopf, J.C. Platt, J. Shawe-Taylor, J. Smola A, and R.C. Williamson. Estimation support of high-dimensional distribution. Technical Report MSR-TR-99-87, Microsoft Research, 1999.