

表 1: 各フェーズの測定データ数

フェーズ	停止時	起動時	並列時	解列時
データ数	433,935	120	2,368,756	132

3. 例外状態データ抽出条件

分析対象とした九州電力(株)石河内第二発電所軸振動関連データは、2004年3月16日から同年11月23日まで、石河内第二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38項目のセンサ、気象情報で構成されている。この2004年3月16日から同年11月23日までに収集されたデータは、対象とした水力発電所軸受に事故や故障などの事象が起こっていないデータである。つまり、分析対象となるデータは、通常運転中の全て正常状態のデータである。

昨年度までは、1分値データを分析対象としていたが、本研究での分析においては、5秒間隔の測定データを分析対象とした。測定データは38項目から構成されているが、例外状態データを検出するには、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から、発生電力(MW)、回転数(rpm)、室温()、水温()度、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、相対的に事例の少ない発電機起動開始、および、発電機停止開始部分を例外状態データとして抽出しないよう、現場技術員の運転経験則に基づき、測定データを「停止時」、「起動時」、「並列時」、「解列時」の4つのフェーズに分類した。この運転経験則による測定データの分類によって得られた各フェーズの測定データ数を表1に示す。

「停止時」フェーズでは軸受が回転していないため、当該フェーズを例外状態パターン検出分析の対象からは外した。つまり、「起動時」、「並列時」、「解列時」の3つのフェーズごとの測定データに対し、例外状態データ検出を行った。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、測定データを測定項目ごとに平均0分散1に正規化した。

4. 抽出結果と評価

起動時データに対し、One Class SVMを $\nu = 0.05$ (6件程度の例外状態パターン数)として適用し、例外状態データの抽出を行い、9件の例外状態データを抽出した。9件の例外状態データの内、2件は、本来並列運転時に入るべきデータであることが分かった。また、9件の例外状態データの内、1件は通常運転とは異なる「事故遮断時」中のデータであることが、現場技術員の有する日報等から確認できた。

並列時データに対し、One Class SVMを $\nu = 5 \times 10^{-6}$ (12件程度の例外状態データ数)として適用し、例外状態データの抽出を行い、14件の例外状態データを抽出した。14件の例外状態データの内、3件は、通常運転とは異なる「作業運転」中のデータであることが、現場技術員の有する日報等から確認できた。

この「作業運転」は非常に希な事象で、現場技術員も提案手法による例外状態パターン抽出結果としてそのデータが提示されるまで、「作業運転」が行われていたことに気付かなかった。

解列時データに対し、One Class SVMを $\nu = 0.05$ (7件程度の例外状態データ数)として適用し、例外状態データの抽出を行い、11件の例外状態データを抽出した。11件の例外状態データの内、2件は、通常運転とは異なる「作業運転」中のデータであることが、現場技術員の有する日報等から確認できた。また、11件の例外状態データの内、2件は、通常運転とは異なる「事故遮断時」中のデータであることが、現場技術員の有する日報等から確認できた。

提案している例外状態データ抽出方法により、非常に稀である「起動時」データ中の「並列時」データ、「作業運転時」データ、および、「事故遮断時」データを例外状態データとして抽出できたことは、提案手法が各フェーズのデータから抽出されるべき例外状態データを発見できる方法となっていることを示すものである。

抽出した例外状態データに対する、石河内第二発電所現場技術員(専門家)の運転経験に基づく評価を総括すると、以下のようになった。

- 「起動時」、「並列時」、「解列時」の各フェーズデータから抽出された「作業運転時」、「事故遮断時」などの例外状態データの事例は、その事例の周辺データ、日報等を確認しないと判断できないデータを抽出できている。
- 各フェーズで例外状態事例として抽出された「事故遮断時」の事例、他のフェーズに入るべき事例、「作業運転時」の事例以外の事例は、抽出理由が明確にできたものの、他の事例については抽出理由を明確にできなかった。このような事例の蓄積が、異常状態に繋がる可能性があるのかもしれない。

実際の実験においては、抽出する例外状態データ数を変化させた試行を実施し、例外状態データ数の異なる結果を現場の技術員に提示し、抽出した例外状態パターンの技術員による評価を行った。その結果、本稿で報告した例外状態データ数以上の例外状態データは、全て現場の技術員が正常状態であることを簡単に説明できるものであった。

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、通常運転中のセンサ情報、気象情報を「起動時」、「並列時」、「解列時」、「停止時」の4つのフェーズに分類し、「起動時」、「並列時」、「解列時」の各フェーズデータから例外状態データ事例の抽出を行った結果について報告した。現場での経験則と計算機の抽出結果との比較により、適用手法の信頼性の高さを確認できた。今後は、この例外状態データ抽出法に基づく異常振動の予兆発見のプロトタイプシステムの開発に取り組んでいく。

参考文献

- [1] 小野田 崇, 村田 博士, 山名 美智子, 清水 健二, 野邊 信勝, 村川 秀樹. One Class SVMに基づく水力発電所軸受異常振動の予兆発見(1). 第18回人工知能学会全国大会, 2F2-01, 2004.
- [2] 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.