Indicador de Cumplimiento de Actividad 2 - Etapa A

* Investigación de antecedentes / bibliografía

Actualmente, la industria atraviesa lo que los expertos han llamado “La Cuarta Revolución Industrial”, también llamada Industria 4.0. Este hecho está fuertemente asociado con la integración entre lo físico y lo digital sistemas de entornos de producción. La integración de estos entornos permite la recopilación de una gran cantidad de datos que se colectan

por diferentes equipos, ubicados en diferentes sectores de la fábrica. Además, las nuevas tecnologías de la Industria 4.0 integra personas, máquinas y productos, permitiendo el intercambio de información dirigido rápidamente. La gran cantidad de datos recopilados por los sistemas industriales contiene información sobre procesos, eventos y alarmas que ocurren a lo largo de una línea de producción industrial. Además, cuando se procesan y analizan, estos datos pueden brindar información y conocimientos valiosos del proceso de fabricación y dinámica del sistema.

Aplicando metodologías analíticas con enfoques basados ​​en datos, es posible encontrar resultados interpretativos para toma de decisiones estratégicas, aportando ventajas como el mantenimiento, reducción de costos, reducción de fallas de la máquina, reducción de paradas de reparación, reducción del inventario de piezas, aumento de la vida útil de las piezas de repuesto, aumento de la producción, mejora en la seguridad del operador, verificación de reparación, entre otros.

El mantenimiento de equipos es un aspecto importante en la industria, que afecta el tiempo operativo así como la eficiencia de los dispositivos. Por lo tanto, las fallas en equipos necesitan ser detectadas y resueltas, evitando cortes en el proceso de producción.

En sintonía con lo anterior, la cantidad de datos extraídos de procesos productivos ha crecido exponencialmente debido a la proliferación de tecnologías de sensores [1].

Ante esto, en el campo del monitoreo de condiciones, las técnicas de aprendizaje automático (Machine Learning) están siendo utilizadas activamente para detectar y/o predecir fallas en equipos tales como maquinarias rotatorias usuales en la industria a partir del análisis de vibraciones medidas por ejemplo a partir de acelerómetros [2]. De manera simplificada, este campo se denomina Mantenimiento Predictivo o PdM (por sus siglas en inglés) mediante el análisis de datos en forma de ondas obtenido a partir de vibraciones [2]. Cabe mencionar que la naturaleza de datos obtenidos a partir de ondas de vibración permite extraer propiedades en el dominio temporal y frecuencial del mismo.

Es importante señalar que la mantención de maquinarias a intervalos irregulares es actualmente una pieza fundamental en los procesos industriales, e implica analizar procesos que en general funcionan de manera continua con nulos o pocos cambios en largos períodos de tiempo. Los instantes a partir de los cuales se exceden ciertos umbrales definidos pueden ser estimados con mayor o menor precisión siguiendo observaciones de tendencias simples. Sin embargo, si las máquinas son usadas para procesos cambiantes, las variables tales como la velocidad, torques y fuerzas, van variando en el tiempo en la misma máquina. Este hecho complica la tarea de evaluar condiciones de desgaste de distintas partes a partir de parámetros nativos sin normalización alguna. Resulta entonces necesario determinar los parámetros de desgaste significativos, independientes del proceso y bajo condiciones de testeo estándar. Además, resulta importante registrar las cargas cambiantes en el ensamblaje a monitorear.

En los últimos años, más allá de las compañías IT, un creciente número de pequeñas y medianas empresas ofrecen herramientas y software para el mantenimiento predictivo. Muchas de las cuales son especialistas en sus campos y ponen foco en aplicaciones específicas de industria, otras ofrecen soluciones de principio a fin, brindando sensores de vibración inalámbricos, software en la nube, y análisis mediante Machine Learning [4].

Por lo tanto, el análisis de vibraciones busca determinar problemas causados por instalaciones incorrectas, errores de máquina, falta de lubricación, entre otros. Es aquí que las técnicas de Machine Learning (ML) pueden ser introducidas para predecir el tipo de falla de la máquina acorde a las frecuencias de sus vibraciones que pueden ser registradas por acelerómetros y luego ser guardadas en bases de datos [5]. En particular, existen bancos de datos vibracionales de equipos donde se muestran especificaciones técnicas relacionadas al tipo de falla con la que se contaba cuando el set de datos fué generado [1].

Sin embargo, el desempeño de aplicaciones de PdM depende de la elección del método de ML apropiado. Particularmente la bibliografía actual indica que los modelos más utilizados son Random Forest, seguido por redes neuronales, máquinas de vectores de soportes, k-means, entre otros.

Un aspecto importante a tener en cuenta de la recopilación bibliográfica es que no hay preferencia por algún equipo en particular para implementar estrategias de PdM. Sin embargo, los datos de señales vibracionales son los más utilizados para diseñar los modelos predictivos. Una desventaja actual recae en el hecho de que las metodologías propuestas por diferentes autores están diseñadas para equipos específicos, haciendo difícil la estandarización de metodologías comunes.

La bibliografía también señala la importancia de, a futuro, desarrollar mejores técnicas de sensibilidad en equipos para obtener una mejor calidad y cantidad de datos, comparar distintos modelos de ML dentro de un mismo equipo, y crear nuevos set de datos.

Específicamente para equipos rotantes, trabajos actuales muestran la posibilidad de aplicar técnicas de ML para la clasificación de datos generados por acelerómetros a partir de la manipulación del dominio temporal y frecuencial de los espectros obtenidos por las vibraciones producidas [2]. También podemos encontrar bibliografía relacionada al análisis y comparación de los dos dominios espectrales mencionados, con bancos de prueba específicamente desarrollados para dicha prueba de concepto [3].

Los datos obtenidos deben ser procesados para luego obtener propiedades que sirvan para el análisis, las cuales como se mencionó anteriormente se busca sean normales a ciertos procesos y ensamblajes. Entre dichas propiedades asociadas a datos vibracionales, se utilizan algunas de fácil implementación y cálculo tales como la raíz cuadrática media (RMS), factor de cresta, picos, kurtosis, entre otros [6][7]. A partir de dichas propiedades se pueden implementar algoritmos para la clasificación de los datos.

Referencias

[1] Thyago P. Carvalho, Fabrízzio A. A. M. N.Soares, Roberto Vita, Roberto da P. Francisco, João P. Basto, Symone G. S.Alcalá. (2019) “A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance, Computers & Industrial Engineering”, vol. 137, 106024.

[2] C Danner, K Gov, S Xu - Cs229. Stanford. Edu - cs229.stanford.edu. “Condition Monitoring Using Accelerometer Readings”.

[3] Sepulveda, N. E., Sinha, J. (2018): “Comparison of machine learning models based on time domain and frequency domain features for faults diagnosis in rotating machines.” MATEC Web of Conferences 211, 17009.

[4] Praedicow M, Apitzsch R, Richter A, Wunderlich T, Klimant P. “Availability-guaranteeing maintenance of series machine tools”. Engineering Reports. 2021;e12456. https://doi.org/

10.1002/eng2.12456

[5] Reshma K. L., Jobin K. Antony. (2021): “Fault Classification of Industrial Motor using

Random Forest Algorithm”, International Journal for Research in Engineering Application & Management, vol. 7, ISSN: 454-9150.

[6] A. K. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, “A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance” Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, 2006. [Online]. Available: http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327005001512

[7] H. E. Kim, A. C. Tan, J. Mathew, and B.-K. Choi, “Bearing fault prognosis based on health state probability estimation” Expert Systems with Applications, vol. 39, no. 5, pp. 5200–5213, 2012. [Online]. Available: http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417411015491

Firma y aclaración