

***Facultad de Ciencias***

**DeepScan4Failure**

Trabajo de Fin de Máster

para acceder al

**MÁSTER EN DATA SCIENCE**

Autor: Javier A. Cuartas Micieces

Director\es: Diego García Saiz (UC)

Walter Vinci (HP)

Ricardo Robles (HP)

Septiembre - 2022



**Agradecimientos**

###### Índice

[Resumen en español 4](#_Toc89953482)

[Resumen en inglés 5](#_Toc89953483)

[1. Introducción 6](#_Toc89953484)

[2. Justificación 6](#_Toc89953485)

[2.1. Detección de anomalías (outliers) 7](#_Toc89953486)

[3. Objetivo de la investigación 7](#_Toc89953487)

[4. Métodos no supervisados 8](#_Toc89953488)

[4.1. Concepto y Descripción 8](#_Toc89953489)

[4.2. Autoencoders 8](#_Toc89953490)

[5. Aplicación a un caso de estudio: datos de impresoras HP 9](#_Toc89953491)

[6. Variables del estudio 9](#_Toc89953492)

[7. Análisis y Resultados 9](#_Toc89953493)

[8. Conclusiones y limitaciones 10](#_Toc89953494)

[8.1. Conclusiones 10](#_Toc89953495)

[8.2. Limitaciones 10](#_Toc89953496)

[9. Anexo I. Matriz de Correlaciones 11](#_Toc89953497)

[10. Anexo II. Ratios y resultados de análisis previos 11](#_Toc89953498)

[11. Bibliografía 12](#_Toc89953499)

[12. Webgrafía 13](#_Toc89953500)

# Resumen en español

# Resumen en inglés

# 1. Introducción

Definir y desarrollar muy someramente los conceptos fundamentales asociados a las anomalías a identificar en el funcionamiento, mantenimiento de las impresoras propiamente dicho en cuanto a identificación de averías, problemas de comunicación, desarrollo de producto… y su relación con las herramientas a utilizar y el objetivo.

# 2. Justificación

En este trabajo se parte de la intención de implementar métodos que permitan un análisis exploratorio de un conjunto de datos de funcionamiento de diversos modelos de impresoras, no etiquetados, con el objeto de obtener conclusiones sobre las posibles anomalías que se desarrollan a lo largo de su vida útil, con objeto de poder después aplicar los métodos implementados a nuevos datos, y en su caso, el conocimiento generado, con diversas finalidades vinculadas especialmente al mantenimiento de las impresoras, mejora de la calidad en el desarrollo de productos, identificación de potenciales fraudes…

El tema se justifica por tres motivos fundamentales, la abundante disponibilidad de datos, la diversidad de métodos de aprendizaje no supervisado disponibles para realizar análisis exploratorios de dichos datos, y la identificación de anomalías como finalidad fundamental, en la aplicación de estos métodos.

Primero, la gran disponibilidad de datos está relacionada con el uso de nuevos desarrollos tecnológicos, de creciente implantación en todo tipo de entornos, en este caso asociados a una serie de productos específicos. La elevada disponibilidad de datos y de capacidad de los recursos de computación, se asocia por partes iguales al desarrollo de la tecnología en el seno de la Industria 4.0 y a la potencial existencia de sinergias favorables a esta abundancia de información accesible, por la actividad específica y el sector tecnológico al que pertenece la compañía que facilita los datos.

Por otro lado, y en relación con este mismo desarrollo tecnológico, el reciente repunte del uso e implementación de forma cada vez más refinada, de técnicas para el análisis de grandes volúmenes de datos de forma no supervisada.

Por último, por la identificación de valores anómalos como finalidad concreta de las técnicas disponibles, y centra el análisis no supervisado, desde un punto de vista estadístico.

La disponibilidad de datos asociada a la implantación de sensores en todo tipo de dispositivos comercializados y desarrollos tecnológicos, está asociado al desarrollo tecnológico que ha generalizado el uso de técnicas de Inteligencia Artificial en los últimos años, abarca la industria 4.0 que pretende incorporar la digitalización en las empresas conectando procesos, productos, cadenas de valor y modelos de negocio, para mejorar su competitividad.

Segundo, iteratura sobre comparación de métodos de identificación de anomalías/clasificación no supervisada/asociación...

Se distinguen entre los errores y los sesgos como características inherentes de los datos derivados de la intencionalidad o no de las anomalías…

Existe gran número de técnicas empleadas en diversos campos La idea es identificar las observaciones dos grupos diferenciados, uno de valores *“normales”* y otro de valores extremos (*outliers*).

## 2.1. Detección de anomalías (outliers)

En primer lugar, refiriéndonos al concepto de anomalía, sobre el que pueden encontrarse similares definiciones en la literatura, podemos citar, por ejemplo:

* *“Anomaly detection aims to detect abnormal patterns deviating from the rest of the data, called anomalies or outliers”* (Srivastava et al, 2008)
* *“Una observación que se desvía tanto de las otras observaciones como para despertar la sospecha de que fue generada por un mecanismo diferente”* (definición de Hawkins 1980, citada por Hu-Sheng 2016).

En la literatura, el concepto se asimila habitualmente a otros relacionados, como los de *Outliers, Surprises, Novelties, Change Points, Devians…* Aquí se consideran o*utliers* uno de los dos tipos de anomalías posibles (desde el punto de vista de su análisis), estructurados y agrupables, haciendo referencia en general, desde un punto de vista estadístico, a la identificación de conjuntos de valores pertenecientes a los extremos de una distribución o fuera de la que siguen el resto de los datos en un conjunto de los mismos. En el ámbito de las series temporales que aquí se aborda, consideradas una secuencia temporal de registros ordenables cronológicamente, univariable o multivariable, se asume que para cada variable la granularidad temporal debe ser la misma y corresponderse en una relación uno a uno (considerando imputación de valores faltantes cuando sea necesario). Son fundamentalmente 5 tipos de técnicas las utilizadas (Hu-Sheng 2016):

Frente a los anteriores *Outliers*, distinguimos un segundo tipo, el *ruido*, sin estructura, patrones reconocibles, ni interés en el análisis, habitualmente abordado para ser eliminado, aunque adaptando similares métodos. No se cuenta para ninguno de los dos tipos (*outliers* o ruido), con datos etiquetados, con el consecuente interés de los métodos no supervisados y semisupervisados, en la identificación de anomalías (Zhou 2017).

Robust PCA asume que los datos contienen anomalías y divide los datos en un conjunto no lineal L, pero proyectable en un espacio con menos dimensiones por un lado, frente a un segundo conjunto con anomalías S. Se pretende así reducir el rango de L y el sparsity de S. Es importante el parámetro de regularización lambda que regulará el sparsity y sensibilidad de S.

Se alimenta así el modelo de autoencoders con L, el conjunto filtrado con menor error de reconstrucción, S debe limpiarse con el autoencoder según ADMM si se desea utilizar para entrenar el autoencoder. Se consigue una salida limpia de ruido gracias al autoencoder y de outliers gracias al PCA . No penaliza tampoco el sparsity en la hidden layer.

Las técnicas para la detección de anomalías se pueden clasificar de muchas maneras. Una podría ser en métodos paramétricos y no paramétricos (en función de si los datos siguen una distribución estadística o no), o univariables y multivariables. Ben-Gal (2017) en cuanto a minería de datos, distingue métodos basados en distancias, de agrupación (clustering) y espaciales (gráficos o cuantitativos, en los que el objeto anómalo se halla rodeado de vecinos cuyas variables no espaciales son significativamente diferentes).

Desarrollar el por qué de los métodos no supervisados y el big data.

Considerar la cuestión de la problemática del overfititing, datos de partida, conjuntos balanceados o no…

Como señala Dang (2017), frente al equilibrio entre observaciones positivas y negativas que exige un típico problema de clasificación, la detección de anomalías parte normalmente de conjuntos no balaceados que requieren ajustes. Para los métodos supervisados suele recurrirse al *oversampling* (generar nuevas muestras a partir de la clase minoritaria), *undersampling* (eliminar muestras de la clase mayoritaria) y aprendizaje sensible al coste (asigna a la muestra de la clase minoritaria mal clasificada, un coste mayor que la muestra de la clase mayoritaria mal clasificada). Los métodos no supervisados se basan en asignar una puntuación de *outlier* a cada observación, según su probabilidad de ser una anomalía.

# 3. Objetivo de la investigación

Desarrollar **qué se busca**, qué **literatura previa** hay asociada y qué **tipo de errores** de funcionamiento, comunicación… existirían de forma resumida, que ya fueron descritos y definidos en la introducción. **De forma desarrollada**, la parte tecnológica relacionada con las anomalías a identificar, **el tema de estudio de las impresoras, informática o sensórica si tercia.**

# **4. Métodos no supervisados**

## 4.1. Concepto y Descripción

## 4.2. Autoencoders

Algunas de las limitaciones esperadas de los autoencoders como métodos son que a menudo:

* Es frecuente en ellos el desvanecimiento de gradiente, la señal de error se reduce más rápido que la el propio aprendizaje del modelo por la red.
* Producen una versión de menor calidad de la entrada sin considerar explícitamente elementos relevantes de alto nivel.
* Afrontan el desequilibrio de información en cada capa.
* Al ser no supervisados, no distinguen clases o componentes diferenciados, especialmente anomalías en regiones pequeñas.
* Sufren de problemas de memorización y es difícil interpretar los resultados del modelo entrenado.

Los variacionales son una variante generativa, que asume una distribución de probabilidad como la Gaussiana e intenta capturar los parámetros de la misma a través del proceso de codificación-decodificación.

Frente a los clásicos, por diseño tienen espacios latentes continuos que hacen más sencilla la interpolación y el muestreo aleatorio.

GAN: Generative Adversarial Networks, se basan en la generación de datos artificiales similares a los reales mediante un modelo Generador, con un modelo Discriminador que es entrenado así en un conjunto de entrenamiento más amplio que el disponible, para distinguir las categorías correspondientes. Aunque son buenas para procesado de imágenes y extracción de características sus retos más notables son que requieren una muy buena elección de parámetros, múltiples inicializaciones y son difíciles de entrenar.

UNET: Los autoencoders sufren de desvanecimiento de gradiente y falta de simetría de información en su arquitectura, para lo que U-Net añade una

Extracción de características espaciotemporales

# Aplicación a un caso de estudio: datos de impresoras HP

# 6. Variables del estudio

# 7. Análisis y Resultados

# 8. Conclusiones y limitaciones

## 8.1. Conclusiones

## 8.2. Limitaciones

Posibilidades:

* ***nuevas variables o detalle de existentes, controlar otros factores confusores que introduzcan ruido en el modelo*** (como tendencias en el sector, condiciones macroeconómicas, impactos internos y externos, etc.), variables dummy.
* Los ***“ensemble methods”***,**“*smoothed bootstrap*”** o subsampling, dimensionality reduction or selection.
* También se ha de tener en cuenta que los datos utilizados aquí son una serie temporal las ***redes neuronales recurrentes*** **Recordar el uso potencial de las redes bayesianas para evitar descartar los modelos más ajustados en intervalos específicos en favor de los más generals, y su aplicabilidad a la identificación de reglas de asociación.**

La justificación de cada una de dichas clasificaciones erróneas requeriría la aplicación de algoritmos de extracción de reglas (CRED, TREPAN…) para esclarecer cómo interaccionan las variables para proporcionar una salida. Y mapear hacia atrás PCA o lo que utilicemos para reducir dimensionalidad.

# 9. Anexo I. Matriz de Correlaciones

##### Tabla 9.1. Matriz de correlaciones de las variables utilizadas en el análisis.

*Leyenda Variables y Abreviaturas:*

*Fuente: elaboración propia.*

# 10. Anexo II. Ratios y resultados de análisis previos

# 11. Bibliografía

Tengo una bolsa de documentos sin referenciar aún, a revisar.

Bhuyan, M. H., Bhattacharyya, D. K., & Kalita, J. K. (2013). Network anomaly detection: methods, systems and tools. IEEE Communications surveys & tutorials, 16(1), 303-336. Pumsirirat, A., & Yan, L. (2018).

Credit card fraud detection using deep learning based on auto-encoder and restricted boltzmann machine. International Journal of advanced computer science and applications, 9(1), 18-25.

M. Sakurada, T. Yairi, Anomaly detection using autoencoders with nonlinear dimensionality reduction, in: Proceedings of the MLSDA(2014) Second Work- shop on Machine Learning for Sensory Data Analysis, ACM, 2014, pp. 4–11, doi: 10.1145/26 89746.26 89747.

S. Park, M. Kim, S. Lee, Anomaly detection for HTTP using convolutional autoencoders, IEEE Access 6 (2018) 70884–70901, DOIi: 10.1109/ACCESS.2018. 2881003

Kriegel HP, Kröger P, Zimek A. 2010. *Outlier Detection Techniques*. 16th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. [Consulta: diciembre 2021]

<https://archive.siam.org/meetings/sdm10/tutorial3.pdf>

Srivastava J, Chandola V, Kumar V, Lazarevic A, Banerjee A. 2008. *Data Mining for Anomaly Detection*. European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases (ECML PKDD), Antwerp. [Consulta: diciembre 2021]

<http://videolectures.net/ecmlpkdd08_lazarevic_dmfa/>

Hu-Sheng W. 2016. *A survey of research on anomaly detection for time series*. 13th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP). IEEE. UESTC. [Consulta: diciembre 2021]

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8079887>

Zhou C. 2017. *Anomaly Detection with Robust Deep Autoencoders*. 23rd ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD), Halifax [Consulta: diciembre 2021]

<http://videolectures.net/kdd2017_zhou_anomaly_detection/>

<https://www.eecs.yorku.ca/course_archive/2017-18/F/6412/reading/kdd17p665.pdf>

Hawkins DM 1980. *Identification of outliers*. Chapman and Hall.

* Dang Y 2011. *A Comparative Study of Bagging and Boosting of Supervised and Unsupervised Classifiers For Outliers Detection*. En: Wu Z (Dir) Master of Science in Electrical Engineering (MSEE) Thesis, Wright State University, Electrical Engineering. [Consulta: ]. Disponible en:???

<https://etd.ohiolink.edu/!etd.send_file?accession=wright1502475855457354&disposition=inline>

* Eder Aceved M, Alexei Serna A, Edgar Serna M 2017. Principios y características de las redes neuronales artificiales. *Actas de ingeniería*.3:348-353. [Consulta: ¿?]. Disponible en:

<http://fundacioniai.org/actas/Actas3/Actas3.40.pdf>

* Ferrero Bermejo J 2014. *Mejora de la Eficiencia Energética de una Planta Fotovoltaica con la Detección Temprana de Fallos Mediante el Uso de Modelos Predictivos de Redes Neuronales Artificiales*. En: Crespo Márquez A, Gómez Fernández JF (Dir). Trabajo Fin de Máster del Máster Universitario en Organización Industrial y Gestión de Empresas. Escuela Superior de Ingeniería de la Universidad de Sevilla. [Consulta: ¿?]. Disponible en:

<https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/27049/TFM-MOIGE-%20Jesus%20Ferrero%20Bermejo.pdf;sequence=1>

* Gellman A, Hill J 2006. Missing Data Imputation. En: Cambridge University Press (Ed.), *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*. ISBN: 978-0521686891. [Consulta: ¿?]. Disponible en:

<http://www.stat.columbia.edu/~gelman/arm/missing.pdf>

* Gupta M, Gao J, Aggarwal C, Han J 2014.Outlier detection for temporal data. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*. 28(9):2250-2287. DOI: https://doi.org/10.2200/S00573ED1V01Y201403DMK008, [Consulta: ¿?]. Disponible en:

<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.352.3123&rep=rep1&type=pdf>

# 12. Webgrafía

* Ng A 2011. *Stanford* *CS294A Lecture Notes.* En: Stanford [sitio web]. EEUU: Stanford University. [Consulta: noviembre 2021]. Disponible en:

<https://web.stanford.edu/class/cs294a/handouts.html>

* Singh A, Xing E 2012. *Bias* *Variance Tradeoff and model selection. CS 274A: Probabilistic Learning: Theory and Algorithms.* En: UCI [sitio web]. EEUU: Donald Bren School of Information and Computer Sciences (UCI). [Consulta: ¿?]. Disponible en:

<http://www.ics.uci.edu/~smyth/courses/cs274/readings/xing_singh_CMU_bias_variance.pdf>