



Universidad Internacional de La Rioja  
Escuela Superior de Ingeniería y  
Tecnología

Máster Universitario en Inteligencia artificial

# Integración de aprendizaje automático en software ERP

Trabajo fin de estudio presentado por:	Santiago Noé Bonay Leites
Tipo de trabajo:	Desarrollo software Comparativa de soluciones
Director/a:	Carlos Rubert Escuder
Fecha:	25/04/2024

## Resumen

Los software de planificación de recursos empresariales (ERP) se han convertido en herramientas cruciales para la eficiencia y optimización de procesos en el entorno empresarial. Representan una solución integral que unifica y automatiza múltiples procesos de negocio en una única plataforma, englobando funciones críticas como finanzas, gestión de relaciones con clientes (CRM), abastecimiento, gestión de inventario, recursos humanos, producción y logística, entre otros. Al centralizar la información en una base de datos única, los ERP consiguen facilitar la gestión de la información que registra la empresa, consiguiendo datos de alta calidad en tiempo real. Integrar en el ERP soluciones de aprendizaje automático (ML) puede mejorar la productividad y la toma de decisiones, aprovechando la calidad de los datos almacenados. Sin embargo, la complejidad de implementar, adaptar y desplegar modelos de ML sigue suponiendo un desafío considerable. Este trabajo explora el uso de tecnologías de aprendizaje automático automatizado (AutoML) para superar estas barreras, desarrollando un cuadro de mando integrado en el ERP Libra con el objetivo de facilitar la implementación de algoritmos de clasificación automáticos. El objetivo es proporcionar un sistema que democratice el uso de ML en ERPs, haciéndolo accesible a usuarios no especializados. Para analizar la viabilidad y éxito del cuadro de mando desarrollado se han definido dos casos de uso de clasificación. El primero de los casos de uso se trata de una tarea de clasificación supervisada orientada a predecir el riesgo de impuntualidad en el pago de un cliente en el momento de realizar una venta. El segundo caso corresponde a clasificación no supervisada, cuyo objetivo será agrupar los productos en inventario en base a patrones de demanda y características de almacenaje para optimizar la gestión del inventario.

**Palabras clave:** ERP, aprendizaje automático, clasificación supervisada, clasificación no supervisada, AutoML

## Abstract

Enterprise Resource Planning (ERP) software has become a crucial tool for efficiency and process optimization in the business environment. They represent a comprehensive solution that unifies and automates multiple business processes on a single platform, encompassing critical functions such as finance, customer relationship management (CRM), procurement, inventory management, human resources, production, and logistics, among others. By centralizing information in a single database, ERPs facilitate the management of the information recorded by the company, achieving high-quality real-time data. Integrating machine learning (ML) solutions into ERP can improve productivity and decision-making by leveraging the quality of the stored data. However, the complexity of implementing, adapting, and deploying ML models continues to pose a significant challenge. This work explores the use of automated machine learning (AutoML) technologies to overcome these barriers, developing an integrated dashboard in the Libra ERP with the goal of facilitating the implementation of automatic classification algorithms. The aim is to provide a system that democratizes the use of ML in ERPs, making it accessible to non-specialized users. To analyze the viability and success of the developed dashboard, two classification use cases have been defined. The first use case involves a supervised classification task aimed at predicting the risk of payment delinquency by a client at the time of making a sale. The second case corresponds to unsupervised classification, whose goal will be to group inventory products based on demand patterns and storage characteristics to optimize inventory management.

**Keywords:** ERP, machine learning, supervised classification, unsupervised classification, AutoML

## Índice de contenidos

1. Introducción.....	1
1.1. Motivación .....	1
1.2. Planteamiento del trabajo.....	2
1.3. Estructura del trabajo.....	3
2. Contexto y estado del arte.....	4
2.1. Contexto del problema.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.2. Estado del arte .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.3. Conclusiones .....	5
3. Objetivos concretos y metodología de trabajo.....	6
3.1. Objetivo general.....	6
3.2. Objetivos específicos.....	6
3.3. Metodología del trabajo.....	6
4. Desarrollo específico de la contribución .....	7
5. Conclusiones y trabajo futuro.....	7
5.1. Conclusiones .....	7
5.2. Líneas de trabajo futuro .....	7
Referencias bibliográficas .....	8
Anexo A. Código fuente y datos analizados.....	11

## Índice de figuras

Figura 1. *Ejemplo de figura realizada para nuestro trabajo.....***Error! Bookmark not defined.**

## Índice de tablas

Tabla 1. *Ejemplo de tabla con sus principales elementos*.....**Error! Bookmark not defined.**

# 1. Introducción

## 1.1. Motivación

En el entorno empresarial actual, los sistemas de planificación de recursos empresariales (ERP) juegan un papel crucial en la optimización y eficiencia de los procesos operativos. A pesar de su amplia adopción, la integración de soluciones avanzadas de aprendizaje automático (ML) en estos sistemas sigue siendo un desafío significativo, debido a la complejidad técnica y la necesidad de adaptación a contextos empresariales concretos. Este trabajo se centra en abordar el problema de la accesibilidad y la implementación de técnicas de aprendizaje automático embebidas en el ERP mediante técnicas de aprendizaje automático automatizado (AutoML).

Se pretende aprovechar para ello el diseño de los software ERP, que se basan en la utilización de bases de datos relacionales que implementan el modelo ACID (*Atomicity, Consistency, Isolation, Durability*). Esto garantiza en gran medida una alta calidad de los datos registrados en el ERP, evitando duplicidad de datos y reduciendo la cantidad de datos erróneos o mal estructurados, lo que proporciona una base sólida para la explotación de los datos utilizando técnicas de aprendizaje automático.

Mientras que los ERPs son capaces de gestionar y procesar grandes volúmenes de datos, muchas empresas no logran explotar completamente estas capacidades para mejorar la toma de decisiones basadas en datos y la automatización de tareas. Investigaciones previas han demostrado que la incorporación de ML puede transformar radicalmente la utilidad de los sistemas ERP, proporcionando un mayor conocimiento sobre los datos disponibles. Sin embargo, existe una barrera tanto técnica como de coste para implementar soluciones de este tipo en pequeñas y medianas empresas (PyMEs), pues la puesta en marcha de soluciones de aprendizaje automático requieren una adaptación a las necesidades específicas de cada empresa, lo que supone un gasto en personal especializado o bien en servicios adicionales de consultoría externa. Para mitigar este hecho se pretende investigar la viabilidad de dotar al ERP de una serie de algoritmos estándar que puedan ser utilizados por la mayor parte de los clientes del ERP, aprovechando que todos comparten en gran medida la misma estructura de base de datos subyacente al ERP.

En concreto, este trabajo busca ampliar la funcionalidad actual del ERP LIBRA, desarrollado por la empresa EDISA, que considera primordial mantener sus productos actualizados con las tendencias recientes en el ámbito del desarrollo de software, donde la inteligencia artificial destaca en los últimos años. EDISA pretende mantener LIBRA como un producto competitivo frente a ERPs desarrollados por empresas de un tamaño muy superior, como Oracle, Microsoft, SAP, Sage o Infor, que ya implementan o están desarrollando soluciones con técnicas de inteligencia artificial. En este sentido el dotar a LIBRA de un cuadro de mando de aprendizaje automático puede suponer una ventaja competitiva frente a otros ERP y una base sobre la que incorporar nuevos algoritmos en el futuro.

## 1.2. Planteamiento del trabajo

El presente trabajo busca desarrollar un cuadro de mando de aprendizaje automático dentro del ERP LIBRA. En dicho cuadro de mando se permitirá a los usuarios avanzados del ERP, seleccionar un origen de datos previamente definido con las herramientas ya existentes en el ERP (*dataset*), una tarea a realizar sobre dichos datos (clasificación supervisada o no supervisada), y ajustar parámetros adicionales en función de la tarea seleccionada.

En el caso de seleccionar una tarea de clasificación supervisada, se deberá indicar cuál es la variable objetivo. Para las tareas de clasificación no supervisada se indicará en cuántos grupos se quiere segmentar el *dataset*. Este enfoque busca una interfaz de usuario sencilla, donde cualquier tipo de usuario experto en el ERP, sea capaz de generar un modelo de ML en pocos pasos.

El proceso de AutoML recibirá el *dataset*, el tipo de tarea a realizar y los parámetros y en base a ello llevará a cabo las operaciones de pre-procesamiento de datos, selección de modelo o modelos ML a utilizar, *tuning* de hiperparámetros de cada modelo y evaluación de los resultados con el conjunto de datos de prueba. Finalmente el modelo con mejor resultado se guardará y podrá ser utilizado para la clasificación de nuevos registros dentro del ERP.

A modo de prueba y validación se llevará a cabo un caso de uso de cada tipo de clasificación, valorando la facilidad de uso, la calidad de los resultados, tiempos de desarrollo y entrenamiento del modelo, y los requisitos hardware necesarios para llevar a cabo todo el proceso.



### 1.3.Estructura del trabajo

Este trabajo se estructura en cinco secciones principales que describen el desarrollo y evaluación de la integración de soluciones AutoML en el ERP LIBRA. La sección 2 “Contexto y estado del arte” proporciona una revisión de los usos actuales de algoritmos de aprendizaje automático en varios sistemas ERP del mercado, así como un análisis del estado del arte de las soluciones de AutoML. Este análisis se centra específicamente en identificar y describir los problemas de clasificación, que constituyen el foco inicial de este estudio.

En la sección 3 “Objetivos concretos y metodología de trabajo” se establecerán los objetivos concretos del estudio y el alcance del mismo, así como la metodología de trabajo adoptada para llevarlo a cabo. Dichos objetivos se van a desarrollar y describir en detalle en la sección 4 “Desarrollo específico de la contribución”.

Por último, en el apartado 5 “Conclusiones y trabajo futuro”, se analizan los resultados obtenidos en los escenarios de pruebas y se detallan las conclusiones del estudio y posibles ampliaciones futuras.

## 2. Contexto y estado del arte

### 2.1. Evolución del software ERP

El origen de los ERP procede de los softwares de planificación de materiales de producción (MRP) surgidos en la década de 1960 para tratar la problemática existente en las fábricas respecto a la optimización de su cadena de suministro de materias primas y cálculo de necesidades. Como evolución de estos sistemas surgen los software denominados *Manufacturing Resource Planning* (MRP II) para gestionar la capacidad productiva disponible ajustándola a la planificación de recursos sugerida por el MRP. Estos softwares tuvieron un considerable éxito en empresas productivas de diversas industrias, lo que llevó a la paulatina aparición de diferentes módulos que añadían funcionalidades adicionales a los MRP. En la década de 1990 termina por imponerse la denominación ERP para los sistemas integrados de gestión empresarial, que añadían a la tradicional funcionalidad de la producción, almacenes e ingeniería otras áreas de la empresa como la contabilidad, finanzas, ventas o recursos humanos. A la par que los sistemas ERP surgen una serie de sistemas especializados en diversas áreas de negocio, como pueden ser los CRM (*Customer Relationship Management*) para la gestión de la relación con los clientes, SCM (*Supply Chain Management*) para gestionar la cadena de suministro, BPM (*Business Process Management*) para controlar los flujos de negocio o HCM (*Human Capital Management*) para la gestión de recursos humanos. La tendencia durante las dos últimas décadas ha sido la de integrar todas estas características dentro de los ERP, convirtiéndose en soluciones de software multidimensionales, constituidas por múltiples módulos o funcionalidades, cada una de las cuales atiende una función empresarial diferente.

Los ERP han pasado por tanto a convertirse en una plataforma que unifica gran parte de los procesos empresariales, siendo el sistema que genera y almacena los datos de negocio de forma centralizada e interrelacionada. El siguiente paso en la evolución de los ERP fue expandir su conectividad con otros sistemas, para aprovechar el crecimiento de internet, comercio electrónico e intercambio de información con clientes, proveedores, bancos o entidades gubernamentales. Desde la década de 2010 en adelante, la tendencia ha sido la de convertirse en soluciones software basadas en entorno Cloud y ofrecer accesibilidad desde todo tipo de dispositivos móviles, lo que ha permitido tanto una reducción de costes de

infraestructura como la posibilidad de interactuar con el ERP desde móviles o tabletas, lo cual mejora la interacción en tiempo real con el sistema, permitiendo registrar y consultar los datos de la empresa en tiempo real desde cualquier localización.

En la actualidad la incorporación de ML en los sistemas ERP surge del crecimiento del entorno empresarial, caracterizado por el *big data*, el internet de las cosas (IoT), y la necesidad de tomar decisiones informadas en base a los datos. Los algoritmos de ML se han convertido en un paradigma que puede transformar cómo se perciben los sistemas ERP, convirtiéndolos en herramientas inteligentes, que apoyen la toma de decisiones en base al conocimiento extraído de los datos y permitan la automatización de procesos o tareas repetitivos, mejorando la productividad de la empresa.

## 2.2. Machine Learning en ERP

## 2.3. AutoML

## 2.4. Conclusiones

### 3. Objetivos concretos y metodología de trabajo

3.1. Objetivo general

3.2. Objetivos específicos

3.3. Metodología del trabajo

## 4. Desarrollo específico de la contribución

**Tipo 2. Desarrollo de software**

**Tipo 3. Comparativa de soluciones**

## 5. Conclusiones y trabajo futuro

5.1. Conclusiones

5.2. Líneas de trabajo futuro

## Referencias bibliográficas

**Invalid source specified.**

**Links/trabajos (pendiente ir añadiendo a referencias):**

ML en ERP:

[Machine learning-driven optimization of enterprise resource planning \(ERP\) systems: a comprehensive review](#)

[El papel de la IA y el aprendizaje automático en los sistemas ERP modernos | AppMaster](#)

AutoML:

[Automated machine learning: past, present and future | Artificial Intelligence Review \(springer.com\)](#)

[AutoML | AutoML](#)

[Identificación y análisis de las principales tecnologías de AutoML \(ull.es\)](#)

<https://www.techtarget.com/searcherp/definition/ABC-classification-5c1abe255ac74423a6376f6b42de8059?pv=4>

[Machine-learning-driven-optimization-of-enterprise-resource-planning-ERP-systems-a-comprehensive--8ebd7ba788e745b78ccd48ac49874401?pv=4](#)

[Artificial-Intelligence-and-Machine-Learning-in-Modern-ERP-Systems-The-Next-Frontier-for-Tech-Compa-3953763b049f417f9bc7d9516d258893?pv=4](#)

[The-Role-of-AI-and-Machine-Learning-in-Modern-ERP-Software-Development-by-Glasier-Inc-Medium-1518d05872744fd3a9e9d4e1769492d6?pv=4](#)

[The-Top-7-ERP-Systems-with-Artificial-Intelligence-Features-Medium-e663119b7d124f88a5ad043de1500563?pv=4](#)

[The-Role-of-AI-and-Machine-Learning-in-Modern-ERP-Systems-AppMaster-617917689af74f2dad0057decce2fae5?pv=4](#)

[Customer-Segmentation-with-Machine-Learning-A-Comprehensive-Guide-by-ZIRU-Medium-24dc530603034ca5a7e80db5d3d98448?pv=4](#)

AI-PoweredERP-RevolutionizingUsabilityand-Innovation-inEnterpriseResourcePlanning-6742f44d768a4c1b9b5566193aa2c5f8?pvs=4

A-Proposed-Approach-for-Production-in-ERP-Systems-Using-Support-Vector-Machine-algorithm-c243356b12844803bd8eb59dd2f0e119?pvs=4

An-Explainable-Artificial-Intelligence-Approach-for-Multi-Criteria-ABC-Item-Classification-bd11d577066f44c9ba095dcee7e22772?pvs=4

Prototyping-Machine-Learning-Supported-Lead-Time-Prediction-Using-AutoML-441b64cd02384fb39cad9a11218fc103?pvs=4

Investigating-the-use-of-an-Artificial-Intelligence-Model-in-an-ERP-Cloud-Based-System-eb207818669848b0a76e56af7dc66dfc?pvs=4

Supplier-Evaluation-Model-on-SAP-ERP-Application-using-Machine-Learning-Algorithms-c22f66a0165b41adb6037bbc82929768?pvs=4

Using-Machine-Learning-Algorithms-on-data-residing-in-SAP-ERP-Application-to-predict-equipment-failu-3e9e61e64c3647b88100aebae9b40c74?pvs=4

Mobile-Computing-and-Cloud-maturity-Introducing-Machine-Learning-for-ERP-Configuration-Automation-a5321efe75b440a28b42f0558ef91b55?pvs=4

Navigating-The-Future-A-Comprehensive-Analysis-of-AI-ML-ERP-And-Oracle-Integration-in-Financial--e725bb11fe624bcbb3de786d9eb2296a?pvs=4

How-to-use-machine-learning-for-customer-segmentation-Whites-Agency-636411d0bf724c7da73b6493c85b959a?pvs=4

Customer-Segmentation-with-Machine-Learning-Towards-Data-Science-38c0e69ed82d4a61a630f9f5cb39b674?pvs=4

https-axial-erp-co-article-el-impacto-de-automl-en-la-revolucion-de-la-inteligencia-artificial-8e330dc7f95a47b3979a1c7f0bcb515c?pvs=4

https-medium-com-chakrabortyrajendra16-what-is-automl-automated-machine-learning-learn-very-deepl-c9656bcd5ca477fba0715f4b67c9efc?pvs=4

https-www-linkedin-com-pulse-how-improve-erp-benefits-ai-integration-shubhranshu-agarwal-t7vef-a66f4f18a5d241c79294a101bd6aed98?pvs=4

https-silentinfotech-com-blog-odoo-1-vertex-ai-and-erp-integration-110-60ab29fe26eb423c94bc518fc32b0ea1?pvs=4

<https-www-linkedin-com-pulse-revolution-erp-through-ai-ml-automation-shaheen-shaikh-88564df9d6b244f0ad86e92a86e3208b?pvs=4>

<https-research-aimultiple-com-erp-ai-d807d8b40f844b58a9130dbc68e56e9b?pvs=4>

<https-holaerp-com-blog-aprendizaje-automatico-ml-y-el-erp-para-soluciones-967f1315428c4e11be60c36bbbe14922?pvs=4>

<https-blogs-oracle-com-ai-and-datascience-post-how-does-automl-impact-machine-learning-ac7b758991904b88906aadbfea05d9e9?pvs=4>

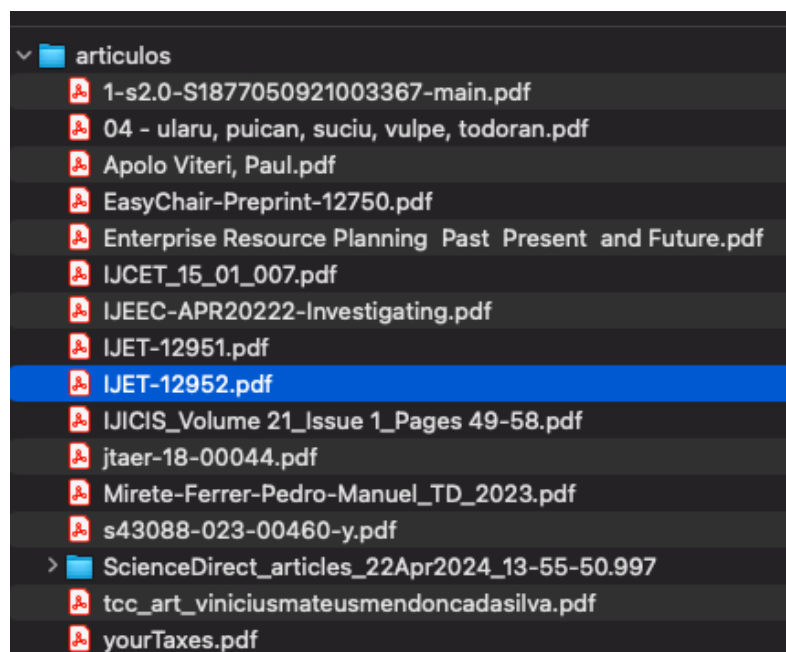
<https-blogs-oracle-com-machinelearning-post-introducing-oml-automl-user-interface-949e888a57054203b8d5cb76772e58c5?pvs=4>

<https-blogs-oracle-com-coretec-post-oracle-auto-ml-use-inbuilt-expertise-to-develop-effective-mach-3f5b4fae91c44d7094278ca9f47528dd?pvs=4>

<https-www-oracle-com-es-business-analytics-what-is-machine-learning-for-analytics-58d5d8a8b59b4c7782eabc19c2cf7045?pvs=4>

<https-blog-dataiku-com-integrate-and-leverage-your-sap-infrastructure-with-dataiku-5848d7cd15df4efa938bfe1565e3d51f?pvs=4>

<https-www-altexsoft-com-blog-supervised-learning-use-cases-low-hanging-fruit-in-data-science-for-b-1ad3571eb073493ea4dd15022d470983?pvs=4>





## Anexo A. Código fuente y datos analizados