



UNIVERSIDAD TECNICA  
FEDERICO SANTA MARIA

---

**“Análisis de los alcances, viabilidad y efectos esperados de  
la incorporación de Inteligencia Artificial (IA),  
Automatización de Procesos (RPA) y Aprendizaje  
Automático (ML) para el fortalecimiento del control  
contable en CCU S.A.”**

**Estudiante:** Sebastián Andrés Sepúlveda Segovia.

**Profesor Guía:** Pablo Isla.

**ICS399 – Seminario de Título**



## CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

### 1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: “Análisis de los alcances, viabilidad y efectos esperados de la incorporación de Inteligencia Artificial (IA), Automatización de Procesos (RPA) y Aprendizaje Automático (ML) para el fortalecimiento del control contable en CCU S.A.”

Nombre del candidato(a): Sebastián Andrés Sepúlveda Segovia

Carrera / Grado: Ingeniería Comercial

Campus: Vitacura

Departamento: Ingeniería Comercial

### 2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Pablo Isla Madariaga, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

### 3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☒ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

---

---

---

### 4.- FIRMAS

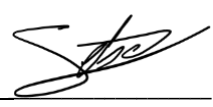
Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 09/03/2026

Firma: 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 03/03/2026

Firma: 

*Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.*



TÍTULO DE TESIS:

***“Análisis de los alcances, viabilidad y efectos esperados de la incorporación de Inteligencia Artificial (IA), Automatización de Procesos (RPA) y Aprendizaje Automático (ML) para el fortalecimiento del control contable en CCU S.A.”***

AUTOR:

**SEBASTIÁN ANDRÉS SEPÚLVEDA SEGOVIA**

**TRABAJO DE TESIS**, presentado en cumplimiento parcial de los requisitos para el Título de Ingeniero Comercial de la Universidad Técnica Federico Santa María.

Observaciones: \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

Dr. Pablo Isla Madariaga

Director de Tesis

## AGRADECIMIENTOS

*Quisiera agradecer profundamente a todos quienes fueron parte de mi vida durante estos cinco años de una etapa académica la cual, con altos y bajos, ha llegado a su fin.*

*Gracias totales a mi familia, quienes siempre y de diversas maneras estuvieron entregándome todo su apoyo a lo largo de mi carrera, en especial a mi madre, Angélica Segovia, y a mi padre, Patricio Sepúlveda. Nada de esto hubiese sido posible sin su apoyo, sus consejos y su contención tanto en momentos felices como en los más amargos, desde pequeño cuando aún ni pensaba qué carrera estudiaría, hasta el día de hoy que me acompañan en el cierre de este importante proceso. Agradezco también a mi hermana, Florencia Sepúlveda, quien desde pequeña y muchas veces sin siquiera entender qué era lo que estudiaba, me brindó su cariño y apoyo cuando más lo necesitaba. También a mi tata, Luciano Segovia, quien desde que era un niño en mis primeros años de colegio siempre me recordó la importancia de concentrarme en mis estudios para lograr todo lo que me he propuesto hasta el día de hoy.*

*Agradezco también enormemente a grandes personas y futuros colegas que me encontré en el camino. A Catalina, Gonzalo, Francisca, Vicente, Alexandra y Stephan, por nombrar a algunos, sin duda fueron un pilar fundamental tanto dentro de las clases como fuera de estas. Haber compartido esta etapa de la vida junto a ustedes sin duda me hizo mucho más agradable mi paso por esta carrera entregándome amistades valiosas que trascendieron más allá de la universidad.*

*Y, por último, un especial agradecimiento a mis tatas, Flor Valenzuela y José Sepúlveda y a mi abuelita, Cecilia Faúndez, quienes por las circunstancias de la vida no me acompañan en estos momentos, pero a quienes siempre tengo presentes en mis pensamientos.*

## RESUMEN EJECUTIVO

La profesión de la auditoría interna atraviesa un punto de inflexión crítico a nivel mundial, en donde la adopción de nuevas tecnologías dentro de las funciones de esta disciplina ha dejado de ser una opción para convertirse en un factor imperativo de supervivencia y relevancia estratégica. En ese contexto, la presente investigación presenta el desafío de desarrollar una propuesta teórica para la modernización del control contable, teniendo como ejemplo el caso de CCU S.A., abordando limitaciones tanto de eficiencia como de cobertura inherentes a sus actuales procedimientos manuales basados en muestreos.

El estudio comenzó con un diagnóstico profundo de la operación actual de la empresa, identificando procesos clave, como la revisión de contratos, ajustes de inventario y el control de accesos en sistemas que dependen excesivamente de tareas manuales. Esta situación no solo consume tiempo valioso de los equipos, sino que mantiene a la organización expuesta a ineficiencias y riesgos de error humano que los métodos actuales no logran mitigar por completo.

Para solucionar esta problemática, se diseñó un Modelo Híbrido de Control Contable, una arquitectura teórica que propone integrar dos tecnologías complementarias: la Automatización Robótica (RPA), para encargarse de las tareas repetitivas y mecánicas, y la Inteligencia Artificial, para analizar datos complejos y detectar anomalías invisibles al ojo humano. Esta propuesta fue estructurada siguiendo estrictamente los estándares internacionales de control interno (COSO), garantizando que la innovación tecnológica cumpla con las normas de gobernanza corporativa.

Finalmente, la tesis concluye proyectando el impacto transformador de este diseño: permitiría a CCU S.A. abandonar el modelo tradicional de "revisión por muestras" para avanzar hacia una Auditoría Continua. Esto significa tener la capacidad teórica de monitorear el 100% de las transacciones en tiempo real, logrando procesos más eficientes, mayor seguridad financiera y una toma de decisiones mucho más ágil y fundamentada.

## ABSTRACT

The internal audit profession is at a critical global turning point, where the adoption of new technologies has shifted from being optional to becoming a strategic imperative for survival. In this context, this research presents a theoretical proposal for modernizing accounting control using CCU S.A. as a case study, addressing the efficiency and coverage limitations inherent in current manual sampling procedures.

The study began with an in-depth diagnosis of the company's current operations, identifying key processes, such as contract review, inventory adjustments, and system access control, that rely excessively on manual tasks. This situation not only consumes valuable time but also exposes the organization to inefficiencies and human error risks that current methods fail to fully mitigate.

To address this issue, a Hybrid Accounting Control Model was designed. This theoretical architecture proposes integrating two complementary technologies: Robotic Process Automation (RPA) to handle repetitive tasks, and Artificial Intelligence (AI) to analyze complex data and detect anomalies invisible to the human eye. This proposal was structured strictly following international internal control standards (COSO), ensuring that technological innovation complies with corporate governance regulations.

Finally, the thesis concludes by projecting the transformative impact of this design: it would allow CCU S.A. to abandon the traditional "sampling review" model and advance towards Continuous Auditing. This implies the theoretical capacity to monitor 100% of transactions in real-time, achieving more efficient processes, greater financial security, and more agile, data-driven decision-making.

# Índice

|                                                                                                                 |           |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>RESUMEN EJECUTIVO.....</b>                                                                                   | <b>4</b>  |
| <b>ABSTRACT .....</b>                                                                                           | <b>5</b>  |
| <b>Índice .....</b>                                                                                             | <b>6</b>  |
| <b>SUMARIO.....</b>                                                                                             | <b>11</b> |
| <b>INTRODUCCIÓN.....</b>                                                                                        | <b>14</b> |
| <b>ITEM I: PROBLEMÁTICA DE INVESTIGACIÓN .....</b>                                                              | <b>15</b> |
| <b>I.1 Contexto global de la auditoría interna: Entre la reinención y la irrelevancia .....</b>                 | <b>15</b> |
| <b>I.1.1 La urgencia de cambiar el rumbo .....</b>                                                              | <b>16</b> |
| <b>I.1.2 La obsolescencia del aseguramiento tradicional .....</b>                                               | <b>17</b> |
| <b>I.1.3 La desconexión con las prioridades estratégicas .....</b>                                              | <b>18</b> |
| <b>I.1.4 La paradoja del retorno de la inversión tecnológica .....</b>                                          | <b>19</b> |
| <b>I.1.5 Problemas de confianza en la inteligencia artificial.....</b>                                          | <b>21</b> |
| <b>I.3 Nuevos riesgos ESG y límites del control manual.....</b>                                                 | <b>24</b> |
| <b>I.5 Brechas digitales y riesgos en auditoría interna en América Latina.....</b>                              | <b>29</b> |
| <b>I.6 La paradoja en la auditoría interna chilena .....</b>                                                    | <b>31</b> |
| <b>I.7 El riesgo en los procesos manuales y las hojas de cálculo .....</b>                                      | <b>34</b> |
| <b>I.8 Cuellos de botella en el proceso de cierre contable .....</b>                                            | <b>37</b> |
| <b>ITEM II: MARCO TEÓRICO .....</b>                                                                             | <b>41</b> |
| <b>II.1.1 Impulsores de la adopción acelerada de la IA .....</b>                                                | <b>42</b> |
| <b>II.1.2 Áreas de aplicación y madurez por industria .....</b>                                                 | <b>44</b> |
| <b>II.1.3 Aplicaciones de IA en la gestión de la cadena de suministro.....</b>                                  | <b>48</b> |
| <b>II.2 IA y Machine Learning en el foco de la auditoría .....</b>                                              | <b>49</b> |
| <b>II.2.1 La transformación de la auditoría ante la IA: evidencia, expectativas y desafíos del Sector .....</b> | <b>50</b> |
| <b>II.3 Marco de control y enfoque de auditoría para sistemas de IA.....</b>                                    | <b>53</b> |
| <b>II.4 Auditoría continua: aseguramiento en tiempo real.....</b>                                               | <b>57</b> |
| <b>II.4.1 Fundamentos y beneficios de la auditoría continua .....</b>                                           | <b>57</b> |
| <b>II.5 Casos de éxito en la aplicación de IA y automatización en auditoría interna.....</b>                    | <b>64</b> |
| <b>II.5.1 Microsoft: Auditoría interna digitalizada con ML y visión computacional.....</b>                      | <b>65</b> |
| <b>II.5.2 Saint-Gobain: Minería de procesos y RPA en auditoría global.....</b>                                  | <b>67</b> |



|                                                                                                |     |
|------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| II.5.3 WestRock: GenAI y PLN para planificación y programas de auditoría .....                 | 68  |
| II.6 Nuevas tendencias en IA: Más allá de la automatización convencional .....                 | 70  |
| II.6.1 Inteligencia Artificial explicable: Abriendo la caja negra para generar confianza ..... | 72  |
| II.6.2 Modelos Fundacionales Multimodales: Una comprensión integral del dato .....             | 75  |
| II.6.3 Agentes de IA: El inicio de una auditoría autónoma y adaptativa .....                   | 79  |
| II.6.4 IA Causal: Del “¿Qué pasó” al “¿Por qué pasó” .....                                     | 83  |
| II.6.5 Técnicas avanzadas de Machine Learning para la detección de anomalías financieras.....  | 86  |
| II.6.6 Tecnologías de procesamiento documental y generación aumentada .....                    | 87  |
| II.6.7 Minería de procesos (Process Mining).....                                               | 87  |
| II.7 Limitaciones de la Inteligencia Artificial: El marco regulatorio en Chile .....           | 88  |
| ITEM III: OBJETIVOS .....                                                                      | 90  |
| III.1 Objetivo General.....                                                                    | 90  |
| III.2 Objetivos Específicos .....                                                              | 90  |
| III.3 Descripción de la empresa: CCU S.A.....                                                  | 91  |
| III.3.1 Historia y orígenes .....                                                              | 92  |
| III.3.2 Estrategia y modelo de negocios .....                                                  | 93  |
| III.3.3 Portafolio de productos: diversidad y liderazgo .....                                  | 94  |
| III.4 Descripción de los procesos del Área de Auditoría Interna.....                           | 97  |
| III.4.1 Marco de Actuación.....                                                                | 97  |
| III.4.2 Proceso estándar de Auditoría Interna (macroproceso) .....                             | 98  |
| III.4.3 Subprocesos recurrentes por ciclo/área (pruebas y focos).....                          | 99  |
| IV. Análisis de los procesos actuales de control contable en CCU S.A.....                      | 99  |
| IV.1 Revisión de contratos .....                                                               | 100 |
| IV.2 Ajustes de inventario (castigos).....                                                     | 101 |
| IV.3 Controles SOX (plataforma Enforcer).....                                                  | 102 |
| IV.4 Pruebas de roles de usuarios .....                                                        | 103 |
| IV.5 Pruebas de transacciones (licencias y vacaciones).....                                    | 104 |
| IV.6 Síntesis.....                                                                             | 105 |
| V. Diseño de una arquitectura de control contable híbrida (RPA-IA).....                        | 106 |
| V.1 Principios generales del modelo híbrido de control contable .....                          | 106 |
| V.2 Arquitectura general del modelo híbrido de control contable (MHCC) .....                   | 107 |
| V.2.1 Capa de ingesta y orquestación – RPA.....                                                | 107 |



|                                                                                                      |            |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| <b>V.2.2 Capa de inteligencia y análisis – IA .....</b>                                              | <b>107</b> |
| <b>V.2.3 Capa de supervisión y validación – Human-in-the-loop .....</b>                              | <b>108</b> |
| <b>V.3 Aplicación del modelo híbrido de control contable a los procesos críticos de CCU S.A.....</b> | <b>109</b> |
| <b>V.3.1 Revisión de contratos.....</b>                                                              | <b>109</b> |
| <b>V.3.2 Ajustes de inventario (castigos) .....</b>                                                  | <b>110</b> |
| <b>V.3.3 Controles SOX en la plataforma Enforcer.....</b>                                            | <b>110</b> |
| <b>V.3.4 Roles SAP y segregación de funciones .....</b>                                              | <b>111</b> |
| <b>V.3.5 Transacciones realizadas durante ausencias (vacaciones y licencias).....</b>                | <b>112</b> |
| <b>V.3 Alineamiento con el marco de gobernanza COSO .....</b>                                        | <b>112</b> |
| <b>V.4 Síntesis del diseño propuesto .....</b>                                                       | <b>113</b> |
| <b>VI. FUNDAMENTACIÓN DEL VALOR ESTRATÉGICO DE LA AUTOMATIZACIÓN PARA CCU S.A .....</b>              | <b>113</b> |
| <b>VI.1 Proyección de eficiencia operativa y reasignación de recursos.....</b>                       | <b>114</b> |
| <b>VI.2 Mitigación de riesgos y fortalecimiento del control .....</b>                                | <b>114</b> |
| <b>VI.3 Alineamiento con los pilares estratégicos de CCU S.A.....</b>                                | <b>115</b> |
| <b>VI.4 Síntesis del capítulo.....</b>                                                               | <b>116</b> |
| <b>ITEM IV: CONCLUSIONES.....</b>                                                                    | <b>117</b> |
| <b>ITEM V: BIBLIOGRAFÍA .....</b>                                                                    | <b>121</b> |

## Índice de Ilustraciones

|                                                                                                                     |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Ilustración 1: Predicciones y Reportes de CEOs sobre el impacto de la IA en sus organizaciones .....                | 17 |
| Ilustración 2: ¿En qué fase le gustaría que interviniera la Auditoría Interna?.....                                 | 19 |
| Ilustración 3: Resultados de la Inversión en Tecnología y Datos en Auditoría Interna .....                          | 20 |
| Ilustración 4: Credibilidad de los CEOs en la IA Generativa.....                                                    | 22 |
| Ilustración 5: Evolución de la Auditoría Interna para el Valor Empresarial .....                                    | 24 |
| Ilustración 6: Impacto de la Escasez de Habilidades en el Crecimiento de las Organizaciones.....                    | 26 |
| Ilustración 7: Estrategias de CEO para la Gestión del Talento .....                                                 | 26 |
| Ilustración 8: Integración sistemática de la IA dentro de las organizaciones .....                                  | 28 |
| Ilustración 9: Roles y Habilidades en el Equipo de Auditoría del Futuro.....                                        | 29 |
| Ilustración 10: Principales niveles de riesgo en América Latina (tendencia a tres años).....                        | 30 |
| Ilustración 11: cinco niveles de riesgo principales frente a las cinco prioridades de auditoría.....                | 31 |
| Ilustración 12: Inversión en Competencias Tecnológicas y de Datos en Auditoría Interna (Chile) .....                | 32 |
| Ilustración 13: Principales Obstáculos para la Atracción y retención de Talento en Auditoría Interna en Chile ..... | 33 |
| Ilustración 14: Error común por problemas dentro de las fórmulas en Microsoft Excel .....                           | 34 |
| Ilustración 15: Riesgo de procesos manuales en análisis de datos .....                                              | 36 |
| Ilustración 16: Flujo de trabajo en un Proceso de Auditoría Interna Digitalizado .....                              | 37 |
| Ilustración 17: Tiempo Dedicado a Tareas Manuales Automatizables por Proceso .....                                  | 39 |
| Ilustración 18: Comparativa de Madurez en la Generación de Reportes de Gestión .....                                | 40 |
| Ilustración 19: Evolución de la Inteligencia Artificial en los Negocios.....                                        | 44 |
| Ilustración 20: Penetración de la IA por Industria.....                                                             | 45 |
| Ilustración 21: Planes de desarrollo de Inteligencia Artificial.....                                                | 46 |
| Ilustración 22: Patentes de Inteligencia Artificial por regiones .....                                              | 47 |
| Ilustración 23: Patentes de Inteligencia Artificial por región.....                                                 | 48 |
| Ilustración 24: Expectativas de las Empresas sobre el Rol de la Auditoría en el Contexto de la IA .....             | 51 |
| Ilustración 25: Principales Beneficios y Desafíos en la adopción de GenAI en las Organizaciones .....               | 52 |
| Ilustración 26: Actividades Clave en el Marco de Control Interno para Sistemas de IA.....                           | 54 |
| Ilustración 27: Clasificación de Sistemas AI por Nivel de Riesgo según la “AI Act” Europea.....                     | 56 |
| Ilustración 28: Comparativa entre métodos de auditoría.....                                                         | 58 |
| Ilustración 29: Diferencias entre Auditoría Tradicional vs Auditoría Continua .....                                 | 60 |
| Ilustración 30: Esquema de la Evolución de la Auditoría Digital .....                                               | 63 |



|                                                                                                                                                                                                     |     |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Ilustración 31: Rol e Impacto de cada tecnología en la Auditoría Continua .....                                                                                                                     | 64  |
| Ilustración 32: Sede principal de Microsoft en Washington, Estados Unidos .....                                                                                                                     | 66  |
| Ilustración 33: Sede de Saint-Gobain en Courbevoie, Francia.....                                                                                                                                    | 68  |
| Ilustración 34: Sede de WestRock en Iowa, Estados Unidos .....                                                                                                                                      | 69  |
| Ilustración 35: Proceso de Auditoría Autónoma de la IA .....                                                                                                                                        | 72  |
| Ilustración 36: Proceso Funcional de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) .....                                                                                                              | 74  |
| Ilustración 37: Esquema simplificado de la arquitectura de un Modelo Multimodal.....                                                                                                                | 77  |
| Ilustración 38: Composición técnica de un Agente de IA, mostrando la interacción entre su núcleo (LLM), la memoria, las herramientas y el ciclo de planificación.....                               | 81  |
| Ilustración 39: La Escalera de la Causalidad de Pearl, que muestra los tres niveles de razonamiento: Asociación, Intervención y Contrafactuales. Adaptado de TERG Working Paper Series (2024) ..... | 84  |
| Ilustración 40: Presencia de CCU en Latinoamérica.....                                                                                                                                              | 91  |
| Ilustración 41: Edificio Histórico Cervecería Limache.....                                                                                                                                          | 92  |
| Ilustración 42: Edificio Corporativo CCU, Santiago de Chile .....                                                                                                                                   | 93  |
| Ilustración 43: Línea de Cervezas de CCU .....                                                                                                                                                      | 94  |
| Ilustración 44: Portafolio de Productos CCU.....                                                                                                                                                    | 95  |
| Ilustración 45: Nuevo logotipo e identidad visual de Pepsi .....                                                                                                                                    | 95  |
| Ilustración 46: Portafolio de productos de la filial VSPT .....                                                                                                                                     | 96  |
| Ilustración 47: Pisco Mistral Nobel Eclipse, edición especial.....                                                                                                                                  | 96  |
| Ilustración 48: Mapa de Procesos Contables Críticos .....                                                                                                                                           | 100 |
| Ilustración 49: Funcionamiento técnico del Modelo Híbrido de Control Contable (MHCC).....                                                                                                           | 108 |
| Ilustración 50: Cuadro comparativo entre el modelo de auditoría tradicional y la propuesta de auditoría continua .....                                                                              | 116 |

## SUMARIO

**ACM:** Automated Control Monitoring (Monitoreo Automatizado de Controles).

**AI Act:** Artificial Intelligence Act (Ley de Inteligencia Artificial de la UE).

**AIS:** Accounting Information Systems (Sistemas de Información Contable).

**API:** Application Programming Interface (Interfaz de Programación de Aplicaciones).

**CAE:** Chief Audit Executive (Director Ejecutivo de Auditoría).

**CCU:** Compañía Cervecerías Unidas S.A.

**CENIA:** Centro Nacional de Inteligencia Artificial.

**CEO:** Chief Executive Officer (Director Ejecutivo).

**CLP:** Peso Chileno (Moneda).

**CMF:** Comisión para el Mercado Financiero.

**COSO:** Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission (Marco Integrado de Control Interno).

**CPCh:** Compañía Pisquera de Chile S.A..

**CRM:** Customer Relationship Management (Gestión de las Relaciones con los Clientes).

**DEA:** Director Ejecutivo de Auditoría.

**DL:** Deep Learning (Aprendizaje Profundo).

**Enforcer:** Plataforma de gestión de controles SOX utilizada por CCU.

**ERP:** Enterprise Resource Planning (Planificación de Recursos Empresariales).

**ESG:** Environmental, Social and Governance (Ambiental, Social y de Gobernanza).

**GenAI:** Generative Artificial Intelligence (Inteligencia Artificial Generativa).

**GPU:** Graphics Processing Unit (Unidad de Procesamiento Gráfico).

**GRC:** Governance, Risk and Compliance (Gobierno, Riesgo y Cumplimiento).

**IA:** Inteligencia Artificial.



**IAGen:** Inteligencia Artificial Generativa (Variante de sigla usada en gráficos).

**IIA:** Institute of Internal Auditors (Instituto de Auditores Internos).

**IoT:** Internet of Things (Internet de las Cosas).

**IP:** Internet Protocol (Protocolo de Internet).

**KPMG:** Klynveld Peat Marwick Goerdeler (Firma de servicios profesionales).

**LIME:** Local Interpretable Model-agnostic Explanations (Explicaciones Locales Interpretables Agnósticas del Modelo).

**LLM:** Large Language Models (Modelos de Lenguaje Extenso).

**MHCC:** Modelo Híbrido de Control Contable.

**MINCIENCIA:** Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación.

**MINEDUC:** Ministerio de Educación.

**ML:** Machine Learning (Aprendizaje Automático).

**NIIF:** Normas Internacionales de Información Financiera.

**O2C:** Order-to-Cash (Del Pedido al Cobro).

**OCR:** Optical Character Recognition (Reconocimiento Óptico de Caracteres).

**P2P:** Purchase-to-Pay (De la Compra al Pago).

**PDF:** Portable Document Format (Formato de Documento Portátil).

**PLN:** Procesamiento del Lenguaje Natural.

**PwC:** PricewaterhouseCoopers.

**RAG:** Retrieval-Augmented Generation (Generación Aumentada por Recuperación).

**RCA:** Root Cause Analysis (Análisis de Causa Raíz).

**RCM:** Risk and Control Matrix (Matrices de Riesgos y Controles).

**RPA:** Robotic Process Automation (Automatización Robótica de Procesos).

**RRHH:** Recursos Humanos.

**S.A.:** Sociedad Anónima.



**SAP:** Systems, Applications, and Products in Data Processing (Sistema ERP utilizado por la empresa).

**SHAP:** SHapley Additive exPlanations (Explicaciones Aditivas de Shapley).

**SoD:** Segregation of Duties (Segregación de Funciones).

**SOX:** Sarbanes-Oxley Act (Ley Sarbanes-Oxley).

**SQL:** Structured Query Language (Lenguaje de Consulta Estructurada).

**TI:** Tecnologías de la Información.

**USD:** United States Dollar (Dólar Estadounidense).

**VNR:** Valor Neto Realizable.

**VSPT:** Viña San Pedro Tarapacá Wine Group.

**XAI:** Explainable Artificial Intelligence (Inteligencia Artificial Explicable).

# INTRODUCCIÓN

Dentro del actual entorno empresarial, marcado por la volatilidad y una digitalización cada vez más acelerada, la auditoría interna enfrenta la urgencia de evolucionar hacia un rol de asesoramiento estratégico o arriesgar su irrelevancia. Los modelos tradicionales de aseguramiento, fundamentados en revisiones retrospectivas, muestreos aleatorios y procesos manuales, han demostrado ser insuficientes para mitigar riesgos emergentes en tiempo real. Organismos como el *Institute of Internal Auditors* (IIA) advierten que la dependencia de herramientas obsoletas y la desconexión con las prioridades estratégicas exponen a las organizaciones a ineficiencias estructurales y a una mayor vulnerabilidad frente al error humano y el fraude.

Bajo ese contexto, la presente investigación se centra en el análisis de Compañía Cervecerías Unidas S.A. (CCU), líder regional en la industria de bebestibles. Pese a su sólida posición de mercado, el diagnóstico realizado evidencia que procesos críticos del control contable tales como la revisión de contratos, ajustes de inventario y controles de segregación de funciones, mantienen una alta dependencia de tareas manuales repetitivas. Esta situación no solo consume recursos valiosos de capital humano, sino que limita la capacidad de la organización para transitar hacia una auditoría continua y predictiva.

El objetivo central del estudio es analizar los alcances, viabilidad y efectos de incorporar tecnologías disruptivas, específicamente Inteligencia Artificial (IA), Automatización Robótica de Procesos (RPA) y Aprendizaje Automático (ML), para el fortalecimiento del control contable en CCU S.A. Para ello, se propone el diseño de un "Modelo Híbrido de Control Contable" (MHCC). Esta arquitectura teórica busca integrar la eficiencia operativa de la automatización con la capacidad cognitiva de la IA para analizar el 100% del universo de datos, detectar anomalías sofisticadas y asegurar el cumplimiento normativo bajo estándares internacionales como COSO.

El documento se estructura comenzando con la problemática global de la auditoría interna y sus desafíos locales. Posteriormente, se desarrolla un marco teórico sobre las tecnologías habilitadoras, seguido del caso de estudio de CCU S.A. y el levantamiento de sus procesos críticos. Finalmente, se presenta el diseño funcional de la propuesta y la fundamentación de su valor estratégico, sosteniendo que la adopción tecnológica constituye un imperativo ineludible para garantizar la sostenibilidad y la gobernanza corporativa en la era digital.

## ITEM I: PROBLEMÁTICA DE INVESTIGACIÓN

### I.1 Contexto global de la auditoría interna: Entre la reinención y la irrelevancia

La profesión de la auditoría interna se encuentra a día de hoy en un proceso de innovación profunda debido a la adopción de tecnologías emergentes y a una gran transformación dentro de sus funciones, la cual se encuentra impulsada principalmente por la aceleración en avances tecnológicos y un panorama de riesgos globales que se vuelven cada vez más complejos y disruptivos para esta disciplina. Lejos de ser una profesión estática, a lo largo del tiempo la auditoría interna ha demostrado ser una disciplina con una gran capacidad de resiliencia y adaptación a lo largo de su historia, desde sus orígenes hasta su consolidación como profesión durante el siglo XX (Internal Audit Foundation, 2024, p. 1). Algunos hitos como la Ley Sarbanes-Oxley en el año 2002 y la publicación del marco COSO (Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission) en 1992 no solo propiciaron la visibilidad del área, sino que también la impulsaron a evolucionar y adaptarse a nuevos marcos de control constantemente (Internal Audit Foundation, 2024, p. 3).

En un contexto global, el Institute of Internal Auditors (IIA) ha planteado un cambio de paradigma para esta profesión mediante un proyecto denominado “*Visión 2035*”. Dentro del informe en el cual se detalla dicho proyecto, basado en encuestas y entrevistas realizadas a más de 7.000 profesionales de 155 países, se concluye que a nivel mundial la auditoría interna se encuentra dentro de un punto de inflexión: si esta profesión no adopta nuevas tecnologías emergentes como automatización de procesos y analítica avanzada, corre el riesgo de volverse una función irrelevante dentro de los próximos años (Internal Audit Foundation, 2024, p. 4). De hecho, el 92% de los encuestados coincide en que las nuevas tecnologías son clave para añadir valor a la empresa en la cual se desenvuelven, y un 87% de ellos advierte que, de no aprovecharlas, las principales funciones del área se encontrarían en riesgo de fracasar (Internal Audit Foundation, 2024, p. 8).

Dentro de Latinoamérica, y particularmente en Chile, el desafío se vuelve especialmente crítico debido al fortalecimiento del marco regulatorio. Durante los últimos años, la Comisión para el Mercado Financiero (CMF) ha incrementado de manera significativa las exigencias hacia las empresas en materia de gobierno corporativo, gestión de riesgos y control interno, lo cual ha sido determinante para el desarrollo operacional de las empresas dentro del país (Comisión para el Mercado Financiero [CMF],

2022). Este cambio en las regulaciones se vuelve particularmente evidente dentro de aquellas entidades que reportan datos bajo las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF), las cuales destacan la importancia de implementar controles robustos y eficientes que faciliten y aseguren tanto la fiabilidad como la comparabilidad de datos en cuanto a su información financiera.

### **I.1.1 La urgencia de cambiar el rumbo**

Conforme pasa el tiempo, la necesidad para la reinversión de esta profesión no solo se mantiene, sino más bien se intensifica. La más reciente Encuesta Global de CEOs dirigida por PricewaterhouseCoopers (en adelante PwC), confirma la persistencia de esta amenaza: cuatro de cada diez directores ejecutivos a nivel global son enfáticos en señalar que sus organizaciones corren el peligro de no ser viables dentro de una década si mantienen su rumbo actual (PwC, 2025, p. 2).

A diferencia de años anteriores, la discusión sobre la adopción de tecnologías emergentes dentro de las compañías ha trascendido desde un plano teórico para ser una urgencia dentro de la realidad operativa. La Inteligencia Artificial (IA) es una herramienta que poco a poco comienza a ofrecer resultados financieros medibles dentro de las organizaciones. Tal como se detalla en el informe, uno de cada tres CEOs a nivel global ha reportado que la implementación de dichas tecnologías les ha otorgado un aumento cuantificable de sus ingresos (32%) y en su rentabilidad (34%) durante el último año (PwC, 2025, p. 3). Estos datos son cruciales, ya que demuestran que la adopción de este tipo de tecnologías ha dejado de ser una promesa del futuro para convertirse en una herramienta de valor presente, lo cual ejerce una presión cada vez mayor dentro de las funciones de la auditoría interna para que se adapten a esta nueva realidad, y supervisen su adopción dentro de estos nuevos ecosistemas tecnológicos.

### **Ilustración 1: Predicciones y reportes de CEOs sobre el impacto de la IA en sus organizaciones**



**Fuente:** Adaptado de "PwC's 28th Annual Global CEO Survey" (p. 4), por PwC, 2025.

## **I.1.2 La obsolescencia del aseguramiento tradicional**

El entorno empresarial actual se ha transformado en lo que pudiese denominarse como un “multiverso de riesgo”, en donde las mega tendencias de cambio dentro de materias como tecnologías, geopolítica y cambio climático no intervienen de manera aislada, sino que se interrelacionan propiciando la creación de nuevos riesgos que presenten una nueva complejidad sin precedentes para las organizaciones (PwC, 2023, p. 5). Esta nueva realidad obliga a las compañías a reevaluar sus estrategias corporativas desde la raíz. De hecho, la situación actual se ha vuelto tan crítica que más del 40% de los CEOs a nivel global no cree que sus propias organizaciones continúen siendo económicamente viables si siguen su rumbo actual (PwC, 2023, p. 6). Esta preocupante cifra es una alerta de atención que repercute directamente en el área de la auditoría interna: si las propias estrategias de una empresa se encuentran en duda, el enfoque de la profesión centrado únicamente en el cumplimiento y revisión de controles pasados se vuelve irrelevante. La función de esta disciplina debe reinventarse con el fin de ser capaz de proporcionar el aseguramiento necesario para sus organizaciones en cuanto a la aparición de nuevos riesgos estratégicos que realmente amenacen la viabilidad de un negocio.

### **I.1.3 La desconexión con las prioridades estratégicas**

Pese a la complejidad existente dentro del nuevo panorama de riesgos una nueva problemática no menor es la desconexión entre las principales amenazas que preocupan o que deben enfrentarse dentro de la alta dirección de una organización y lo que es el enfoque de los planes de auditoría dentro de una empresa. El estudio de PwC (2023) señala que si bien tanto stakeholders externos (como inversores, reguladores y clientes) como internos (CEOs y comités de auditoría) le exigen al área una mayor participación dentro de las fases tempranas y estratégicas de la mitigación de riesgos (un 68% de CEOs requiere al área en la identificación de riesgos y un 56% en la planificación estratégica), la realidad es muy diferente. Prácticamente un 50% de las funciones de auditoría interna no están considerando dentro de sus planes de acción dos de los principales riesgos identificados por altos mandos: la inflación y la volatilidad macroeconómica (PwC, 2023, p. 11). Esta diferencia en cuanto a la relevancia frente a estos riesgos se transforma en una de las principales amenazas para el desarrollo de esta profesión, puesto que, si la auditoría interna no se encuentra auditando los riesgos más pertinentes para la alta dirección, el área completa corre el riesgo de ser percibida como una función secundaria y no como una articuladora o estratégica dentro de las organizaciones.

En ese sentido, la falta de alineación entre la alta gerencia y la auditoría interna debilita la propuesta de valor de esta disciplina, ya que no solo se trata de una cuestión de cobertura del área, sino también de la legitimidad y relevancia de sus funciones ante el directorio y los diversos comités de auditoría. Cuando las funciones de un equipo, cualquiera sea este, no responden de manera directa a las expectativas de sus grupos de interés, se erosiona tanto su reputación como la confianza que se tiene en su capacidad de adaptarse y aportar información relevante para la toma de decisiones estratégicas. PwC (2023) enfatiza en que el desafío actual de esta disciplina radica en pasar de ser un área reactiva a una más proactiva y conectada con factores macroeconómicos, geopolíticos y tecnológicos que pudiesen impactar a las unidades de negocio dentro de una compañía.

La brecha mencionada anteriormente no es un problema aislado dentro de una empresa, sino un fenómeno actual, el cual advierte que las funciones que presentan una escasa madurez digital y que no cuentan con una integración analítica avanzada suelen quedar rezagadas en la identificación de nuevos riesgos emergentes. Lo anterior refuerza la idea de que, si el área no evoluciona hacia un enfoque proactivo, apoyada en herramientas como la IA y la analítica de datos, podría perder relevancia dentro de un entorno

en donde la volatilidad y la incertidumbre del mercado requieren respuestas ágiles y estratégicas por parte de las empresas.

**Ilustración 2:** *¿En qué fase le gustaría que interviniera la auditoría interna?*



**Fuente:** Adaptado de "Estudio Global de Auditoría Interna 2023" (p. 12), por PwC, 2023

#### I.1.4 La paradoja del retorno de la inversión tecnológica

Pese a que la implementación de nuevas tecnologías ha sido la principal respuesta a muchos de los principales desafíos dentro de la auditoría interna, la inversión en estas herramientas por sí sola no necesariamente garantiza el éxito o la reinención de esta disciplina. El estudio revela una preocupante paradoja: poco más de un 20% de las funciones de dicha disciplina han obtenido los beneficios esperados de sus inversiones en tecnología y datos dentro del último año (PwC, 2023, p. 29). Las razones del bajo retorno en dicha inversión son varias y apuntan a problemas de fondo en la gestión de herramientas: la tecnología se está implementando sin una estrategia clara definida, no se estipulan métricas de éxito, y

lo más importante, la cultura organizacional no se ha involucrado para aprovechar la implementación de estas nuevas herramientas. Lo anterior deja en evidencia que la simple compra de software no es suficiente, la reinversión de la auditoría interna requiere de un cambio transversal en su estrategia y procesos, y fundamentalmente, dentro de las habilidades de su personal para transformar los datos en decisiones que aporten valor dentro de sus organizaciones.

**Ilustración 3: Resultados de la inversión en tecnología y datos en auditoría interna**



**Fuente:** Adaptado de "Estudio Global de Auditoría Interna 2023" (p. 30), por PwC, 2023.

### **I.1.5 Problemas de confianza en la inteligencia artificial**

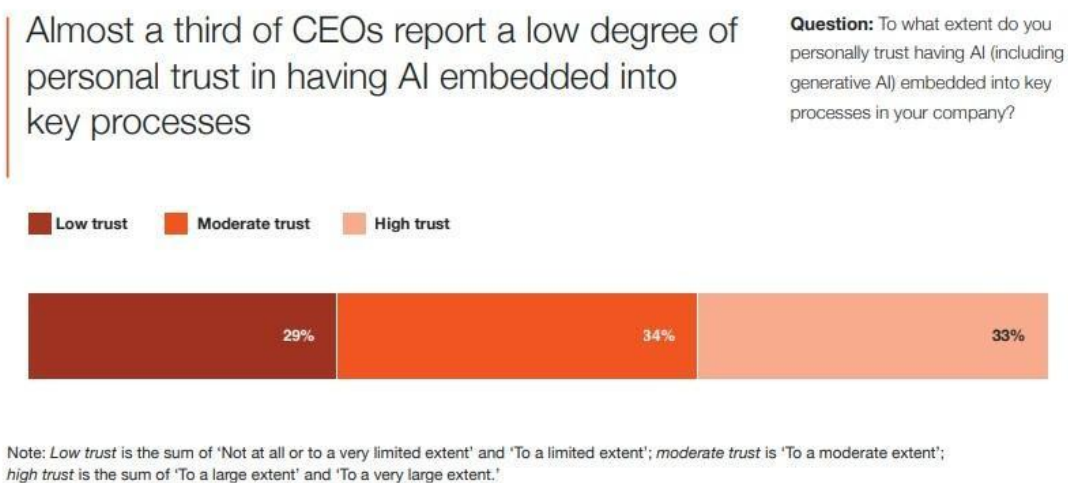
Más allá de la propia dificultad que conlleva la implementación de herramientas tecnológicas dentro de una compañía y la espera en cuanto al retorno de la inversión, aparece una barrera mucho más sutil pero igual de crítica para la transformación digital dentro del área: la desconfianza en estas nuevas herramientas por parte de los propios equipos directivos. La encuesta de PwC (2025) da cuenta de esta profunda paradoja: pese a que prácticamente uno de cada dos CEOs (49%) espera que la implementación de IA aumente la rentabilidad de sus empresas dentro del próximo año, apenas un tercio de ellos (33%) afirma tener un alto grado de confianza personal en la integración de esta herramienta tecnológica dentro de los procesos clave de su organización.

La desconexión entre las expectativas de negocio y la propia confianza personal que tienen los altos mandos directivos constituyen un obstáculo fundamental de resolver para una correcta implementación de herramientas tecnológicas como la IA dentro de los procesos internos de las organizaciones. Si los máximos responsables de una compañía ponen en duda la fiabilidad de los sistemas, es muy poco probable que respalden plenamente su implementación dentro de áreas más sensibles de la empresa como el control contable y la auditoría interna. Este escepticismo puede ser el responsable de frenar esta inversión, limitar el alcance de la automatización y perpetuar en una empresa la dependencia de los procesos manuales, lo cual precisamente representa uno de los principales riesgos que la implementación de herramientas tecnológicas como la IA buscan mitigar.

En términos prácticos, la falta de confianza dentro de la alta dirección se transforma en una “parálisis organizacional” la cual impide el avance hacia modelos de gestión mucho más eficientes y modernos. Mientras algunas empresas han sabido integrar la inteligencia artificial de manera temprana y estratégica dentro de sus principales funciones, otras permanecen atrapadas dentro de un ciclo de resistencia cultural que las mantiene rezagadas frente a competidores más innovadores, lo cual deja en evidencia que la IA representa un desafío de liderazgo y cambio organizacional.

En ese sentido, el informe es enfático en resaltar que para superar dicha barrera resulta primordial adoptar un enfoque de “IA responsable”, el cual debe ser capaz de garantizar transparencia, precisión y gestión de sesgos dentro de sus algoritmos, con la finalidad de construir la confianza necesaria para que la tecnología pueda ser desplegada dentro de las organizaciones aprovechando su máximo potencial (PwC, 2025).

#### ***Ilustración 4: Credibilidad de los CEOs en la IA Generativa***



**Fuente:** Adaptado de "PwC's 28th Annual Global CEO Survey" (p. 20), por PwC, 2025

## **I.2 La necesidad de una auditoría interna proactiva**

Asimismo, investigaciones recientes reflejan que un significativo porcentaje de los equipos de auditoría a nivel global aún dependen en gran medida de procesos manuales (PwC, 2023). Esta situación, extrapolable a la realidad de muchas compañías dentro de la región, propicia un escenario de vulnerabilidad frente a posibles riesgos de error humano, lo cual conlleva un retraso dentro de los cierres contables. En el caso de industrias reguladas como la de bebidas, dentro de la cual opera CCU (caso de estudio el cual será abordado más adelante), la fiabilidad de sus procesos adquiere un valor relevante y estratégico, ya que su reputación corporativa depende de la transparencia en cuanto a su gestión financiera (Heineken, 2023, Nestlé, 2024).

Durante años, el enfoque tradicional de la auditoría interna se ha limitado a brindarle a las empresas un aseguramiento y asesoramiento más bien reactivos, evaluando sus controles y procesos una vez que estos ya han sido diseñados e implementados dentro de una organización, lo cual se ha convertido en un modelo retroactivo e inherentemente ineficiente. Tal como señala Deloitte (2024), "no hay éxito en producir reactivamente un informe voluminoso que señale docenas de ineficiencias" (p. 13). Para romper este esquema que se ha convertido en un ciclo sin fin para múltiples organizaciones, se vuelve necesaria una modernización del entorno de control interno dentro de las empresas, en donde la auditoría interna comienza a asumir un rol asesor del tipo proactivo para prevenir deficiencias en vez de documentarlas. La persistencia de "maniobras manuales y la insatisfacción de los usuarios" (Deloitte, 2024, p. 13) son

indicios evidentes para dar cuenta de que un sistema de control se ha vuelto obsoleto y requiere de una mayor automatización para lograr ser efectivo y sostenible en el tiempo.

En consecuencia, dentro de lo volátil que es el entorno empresarial actual, la función que desempeña la auditoría interna da cuenta de una misión que trasciende más allá de su tradicional rol de aseguramiento. Para agregar valor a su empresa, esta disciplina debe ser capaz de evolucionar y alinearse con los propósitos clave de la compañía en la cual se desenvuelve, convirtiéndose así en un actor clave para “proporcionar asesoramiento y aseguramiento de objetivos, anticipando riesgos y ayudando a la dirección a acelerar la mejora en el panorama de la gobernanza, los riesgos y los controles” (Deloitte, 2024). La simple adherencia a prácticas de trabajo más estandarizadas ya no es una gestión suficiente; se espera que la auditoría interna actúe como un ente catalizador proactiva que fortalezca tanto la resiliencia como la agilidad en los procesos clave de una organización.

En ese sentido, su rol ya no se limita únicamente a la revisión de procedimientos y controles ya implementados, sino que debe participar de manera activa, en las etapas tempranas de diseño estratégico de estos, aportando una visión integral en cuanto a los riesgos emergentes que pudiesen influir en el logro de sus objetivos organizacionales. Dicha transformación reafirma la evolución del área desde un rol de “observador pasivo” para convertirse en un “socio estratégico” que tenga la capacidad de influir en la toma de decisiones críticas. En síntesis, la auditoría interna se posiciona no solo como un mecanismo de control para una compañía, sino también como un habilitador de valor el cual contribuye directamente a la sostenibilidad, competitividad y confianza institucional dentro de una organización.

A lo anterior, se suma la creciente expectativa que tienen stakeholders externos tales como directorios, reguladores e inversionistas, quienes últimamente demandan una función de auditoría más cercana a las estrategias corporativas y con capacidad de anticipar riesgos (PwC, 2023). Para ser capaz de tener una respuesta proactiva, se necesita que las funciones del área evolucionen hacia modelos más complejos y dinámicos, que le permitan al área ser capaz de desplegar un aseguramiento en tiempo real y tener una visión predictiva de las amenazas que pudiesen comprometer el futuro de una empresa.

En definitiva, la necesidad de tener una auditoría interna proactiva se convierte en un imperativo estratégico. Esta disciplina debe consolidarse como un socio de confianza en la creación de valor, provisión de información oportuna y que apoye la toma de decisiones de la alta dirección. De no avanzar en esta transición, el área completa corre el riesgo de volverse irrelevante dentro de un contexto en donde la volatilidad existente en el mercado laboral demanda respuestas cada vez más rápidas, basadas en datos y con un enfoque integral en la gestión de riesgos (Deloitte, 2024).

**Ilustración 5: Evolución de la auditoría interna para el valor empresarial**



**Fuente:** Elaboración propia

### I.3 Nuevos riesgos ESG y límites del control manual

La creciente presión sobre las organizaciones para que demuestren su compromiso con un desarrollo mucho más responsable en materia Ambiental, Social y de Gobernanza (ESG) ha generado un nuevo y complicado entorno de riesgos. La nueva demanda por parte de los stakeholders ha propiciado la inclinación hacia prácticas engañosas y fraudulentas.

El informe de Deloitte advierte acerca del surgimiento de un nuevo espectro de riesgos operacionales, como el “Green Washing”, el cual consiste en “hacer que los productos y actividades de una empresa parezcan más respetuosos con el medioambiente... de lo que realmente son” (Deloitte, 2024, p. 15). Esta nueva realidad cada vez más presente dentro del mercado obliga a áreas como la auditoría interna a expandir el alcance de sus funciones, adquiriendo la responsabilidad de evaluar, mejorar y actualizar constantemente datos, procesos y controles relacionados con la información de sostenibilidad dentro de una compañía, una tarea que los mecanismos de control actual no son capaces de abordar adecuadamente.

## **I.4 El factor humano como riesgo estratégico**

Otro factor relevante es la redefinición del concepto de trabajo debido en gran medida a los crecientes avances digitales, lo cual crea un entorno que presenta cada vez más desafíos estratégicos. La escasez de talento y las crecientes demandas de los empleados por modalidades de trabajo que sean flexibles ya no figuran como un asunto exclusivo al área de Recursos Humanos, sino que se convierte en un riesgo empresarial de primer orden, el cual está presente en los distintos niveles jerárquicos de una organización. En ese sentido, la auditoría interna tiene un rol clave para desempeñar. Tal como afirma Deloitte (2024), “la pregunta no es si los auditores internos ayudarán a dar forma al futuro del trabajo; es solo hasta qué punto” (p. 17). Para lograrlo, el rol de la profesión debe ser flexible, ampliándose con la finalidad de abarcar la gestión total del capital humano y asistiendo a la dirección dentro de su adaptación a este nuevo y creciente paradigma laboral.

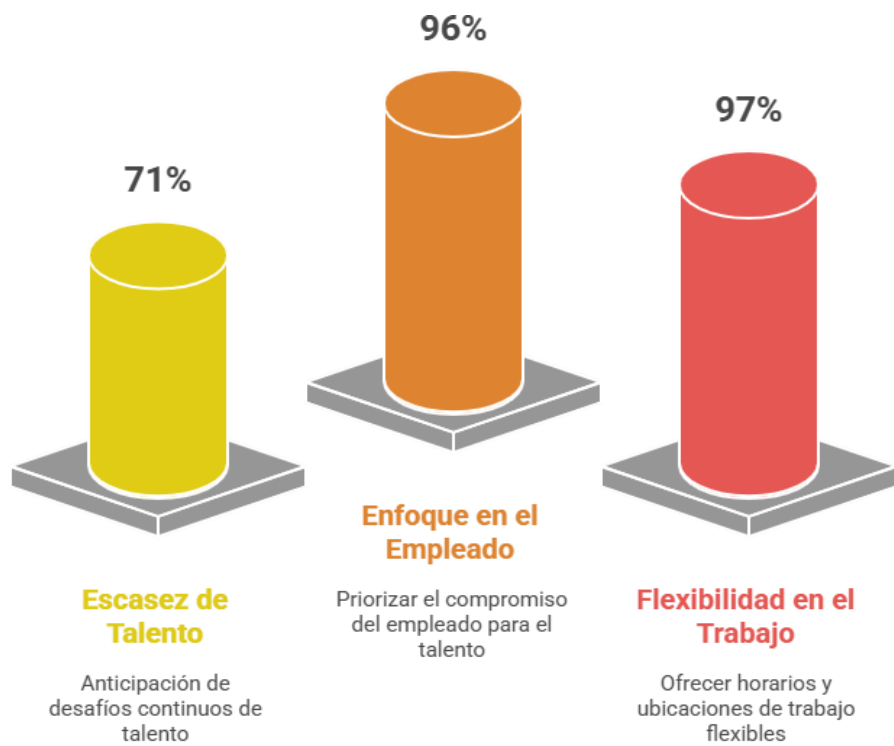
Esta creciente incapacidad de las organizaciones para frenar la brecha de información no se debe únicamente a la falta de datos para hacerlo, sino a la “falta de talento analítico”, identificada por el 54% de los CEOs como la principal barrera (PwC, 2019, p. 30). Esta falta de habilidades ha dejado de ser un simple problema operativo para convertirse en una amenaza estratégica de primer nivel. Asimismo, los directivos la clasifican como la tercera amenaza más crítica para alcanzar expectativas de crecimiento dentro de las organizaciones, tan solo por detrás de factores externos como la sobrerregulación y la incertidumbre política (PwC, 2019, p. 17). La falta de profesionales que sean capaces de integrar y extraer valor desde grandes volúmenes de datos no solo frena la integración de herramientas como la IA, sino que impacta directamente en la capacidad de las empresas para innovar (55%) y eleva los costos del personal (52%) (PwC, 2019, p. 5).

**Ilustración 6:** Impacto de la escasez de habilidades en el crecimiento de las organizaciones



**Fuente:** Adaptado de PwC. (2019). CEOs' curbed confidence spells caution: 22nd Annual Global CEO Survey.

**Ilustración 7:** Estrategias de CEO para la gestión del talento



Made with Napkin

**Fuente:** Elaboración propia (Agosto, 2025)

La percepción del talento como un riesgo estratégico de primer nivel para las empresas se ha consolidado durante los últimos años, tal como lo refleja el informe de PwC (2025). Dentro de este informe, se da cuenta de que la decreciente disponibilidad de trabajadores con habilidades clave se identifica como una de las cinco amenazas más críticas para las compañías a nivel global, teniendo un 23% de los CEOs considerándola como un factor de alta exposición dentro de sus compañías (PwC, 2025, p. 10). Esta preocupación confirma la brecha existente entre las competencias requeridas por la nueva economía digital y las capacidades existentes dentro del mercado laboral, lo cual confirma que este riesgo no es una tendencia pasajera, sino un obstáculo estructural para el crecimiento y fortalecimiento de una empresa.

En el informe se detalla que el principal hallazgo es la falta de compromiso en el reconocimiento de riesgos como tal y las acciones que se toman para mitigarlos. Pese a la urgencia que tienen las organizaciones para integrar la IA dentro de sus operaciones, tan solo un tercio de los CEOs (31%) tienen planes de integración sistemática de esta herramienta dentro de sus estrategias de negocio y competencias dentro de los próximos tres años (PwC, 2025, p. 6). Se clasifica esta omisión como un posible “paso en falso”, debido a que el potencial en el uso de la IA depende estrechamente de los empleados al momento de determinar cómo y cuándo implementar estas herramientas tecnológicas dentro de los procesos internos de una manera tanto efectiva como ética. En el contexto de la auditoría interna, esto significa que el desafío no se limita a la adquisición de nuevos talentos, sino también de la misión de liderar el proceso de recualificación (*reskilling*) del personal ya existente, por lo que transformarlo y abocarlo a un rol proactivo se vuelve fundamental para la viabilidad de sus funciones.

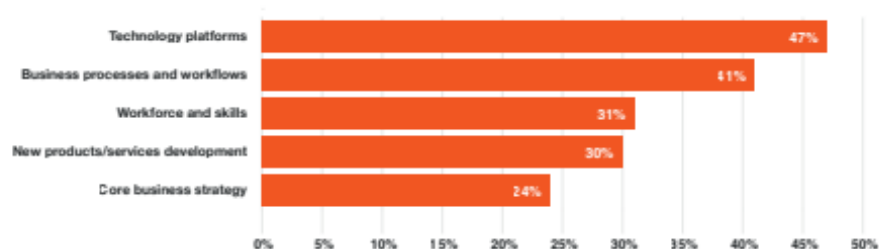
Adicionalmente, esta problemática reabre la necesidad de que las empresas implementen estrategias integrales de gestión de talento, las cuales deben combinar la atracción de profesionales con competencias digitales avanzadas y programas de retención y capacitación continua para el personal actual. A nivel mundial, los líderes empresariales reconocen que la competitividad futura dependerá de la capacidad que tengan las organizaciones para generar equipos multidisciplinarios, en donde perfiles como científicos de datos, especialistas en ciberseguridad, expertos en regulación tecnológica y auditores internos con competencias digitales trabajen en conjunto para ser capaces de anticipar riesgos y generar valor estratégico. En este nuevo escenario, la auditoría interna no solo debe analizar información, sino también validarse como una pieza clave en la gestión del talento digital, demostrando que la inversión en capital humano se vuelve tan esencial como la inversión en nuevas tecnologías que garanticen la sostenibilidad organizacional (PwC, 2025).

**Ilustración 8:** Integración sistemática de la IA dentro de las organizaciones

Less than a third of CEOs are systematically integrating AI into workforce and skills

**Question:** To what extent, if at all, do you predict AI (including generative AI) will be systematically integrated into the following areas in your company in the next three years?

(Showing only 'To a very large extent' and 'To a large extent' responses)



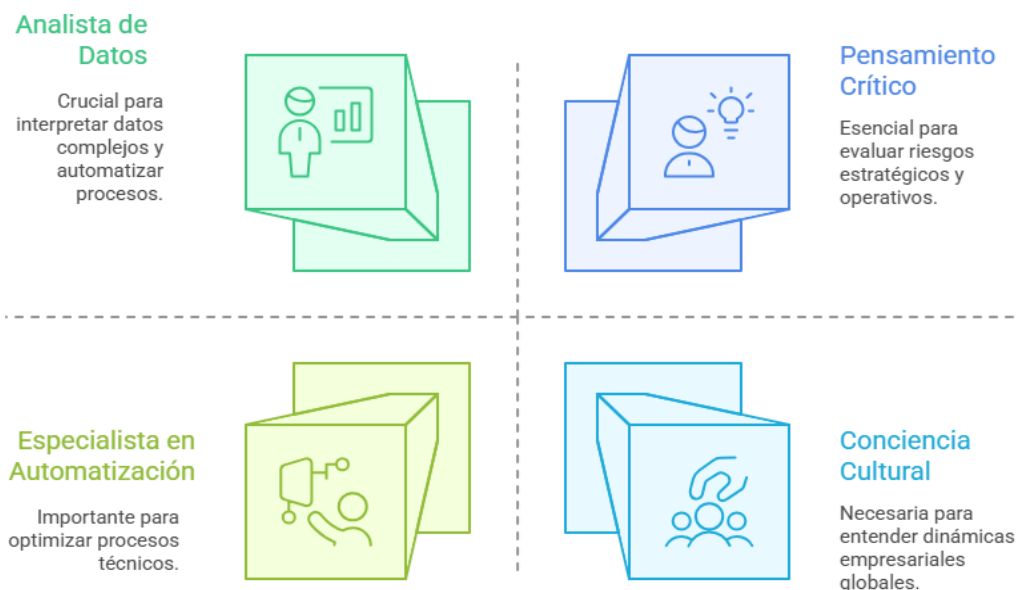
**Fuente:** Adaptado de "PwC's 28th Annual Global CEO Survey" (p. 6), por PwC, 2025.

Esta redefinición en el rol del auditor interno implica una transformación y evolución dentro de las competencias requeridas para el ejercicio de la profesión, con la necesidad de una transformación desde su perfil tradicional hacia un rol estratégico y analítico (KPMG, 2021). La consultora KPMG (2021) sostiene que, para que la auditoría interna logre asumir un rol de asesoramiento estratégico, los perfiles de contratación dentro del área deben cambiar drásticamente. Ya no es suficiente con el conocimiento técnico de la auditoría; ahora se asumen las competencias en tecnología y análisis de datos como parte de un conjunto de habilidades básicas para el ejercicio de la profesión (KPMG, 2021).

El verdadero valor agregado se encuentra en la integración del profesional dentro de estas nuevas capacidades, en donde el pensamiento crítico y la resolución de problemas, junto con una profunda perspicacia empresarial y conciencia cultural, adquieren una prioridad superior (KPMG, 2021). Pensando en el futuro, el equipo de auditoría se concibe como un ecosistema de talentos multidisciplinario, en donde el auditor interno colabora estrechamente con perfiles profesionales como arquitectos de estrategias de negocio, científicos de datos, analistas de negocio y especialistas en automatización inteligente (KPMG, 2021). Todo el equipo debe ser coordinado por un Director Ejecutivo de Auditoría (CAE) que actúe como un agente de cambio (Change Driver) que impulse el valor y el rendimiento de una organización. Esta diversificación de roles dentro del área se muestra como una respuesta clara y directa a la actual complejidad en lo que es el mercado empresarial, en donde la Auditoría Interna debe

ser capaz de evaluar riesgos estratégicos, tecnológicos y operativos con la misma solvencia (KPMG, 2021).

***Ilustración 9: Roles y habilidades en el equipo de auditoría del futuro***



***Fuente: Elaboración propia***

## **I.5 Brechas digitales y riesgos en auditoría interna en América Latina**

A nivel global, las principales funciones de la auditoría interna se encuentran en una acelerada transformación digital; sin embargo, en América Latina se observa una amplia brecha digital que sitúa a la región dentro de una etapa de madurez digital más temprana respecto a otras regiones del planeta. El informe *Riesgos en Foco 2025 para América Latina* del Instituto de Auditores Internos (IIA) confirma esta dualidad: pese a que los líderes de auditoría interna están plenamente conscientes de las amenazas digitales, su capacidad de respuesta para enfrentarlas se encuentra aún en una etapa de desarrollo.

Riesgos atinentes tales como la ciberseguridad y la disrupción digital son, con diferencia, dos de las principales preocupaciones para los Directores Ejecutivos de Auditoría (DEAs) en la región, ocupando el primer y el segundo lugar respectivamente, dentro del ranking de riesgos para el año 2025 (Instituto de Auditores Internos, 2024, p. 5). Esta alta percepción de riesgo deja en evidencia que la necesidad de

modernización tecnológica no es un capricho o una tendencia ajena de la realidad, sino una urgencia latente y crítica tanto para la supervivencia como para la competitividad de las empresas.

**Ilustración 10: Principales niveles de riesgo en América Latina (tendencia a tres años)**

| Riesgo del año pasado                                 |            | Riesgo de este año                                    |            | Expectativas de riesgo en 3 años                      |            |
|-------------------------------------------------------|------------|-------------------------------------------------------|------------|-------------------------------------------------------|------------|
| 1. Ciberseguridad                                     | 75%        | 1. Ciberseguridad                                     | 74%        | 1. Ciberseguridad                                     | 66%        |
| 2. Cambios reglamentarios                             | 48%        | 2. Continuidad del negocio                            | 49%        | 2. <b>Disrupción digital (incluida la IA)</b>         | <b>56%</b> |
| 3. Continuidad del negocio                            | 47%        | 3. Capital humano                                     | 46%        | 3. Continuidad del negocio                            | 45%        |
| 4. Capital humano                                     | 44%        | 4. Cambios reglamentarios                             | 45%        | 4. Capital humano                                     | 43%        |
| 5. Incertidumbre geopolítica                          | 42%        | 5. <b>Disrupción digital (incluida la IA)</b>         | <b>37%</b> | 5. Cambios reglamentarios                             | 43%        |
| 6. <b>Disrupción digital (incluida la IA)</b>         | <b>38%</b> | 6. Incertidumbre geopolítica                          | 37%        | 6. <b>Cambio climático/medio ambiente</b>             | <b>41%</b> |
| 7. Liquidez financiera                                | 33%        | 7. Liquidez financiera                                | 33%        | 7. Incertidumbre geopolítica                          | 35%        |
| 8. Fraude                                             | 30%        | 8. Fraude                                             | 32%        | 8. Fraude                                             | 29%        |
| 9. Cultura corporativa                                | 26%        | 9. <b>Cambio climático/medio ambiente</b>             | <b>29%</b> | 9. Liquidez financiera                                | 27%        |
| 10. Cambios en el mercado/la competencia              | 26%        | 10. Cultura corporativa                               | 28%        | 10. Cambios en el mercado/la competencia              | 25%        |
| 11. Comunicaciones/reputación                         | 22%        | 11. Cambios en el mercado/la competencia              | 26%        | 11. Cultura corporativa                               | 23%        |
| 12. <b>Cambio climático/medio ambiente</b>            | <b>22%</b> | 12. Líneas de jerarquía corporativas/de gobierno      | 18%        | 12. Cadena de abastecimiento (incluidos los terceros) | 18%        |
| 13. Líneas de jerarquía corporativas/de gobierno      | 18%        | 13. Cadena de abastecimiento (incluidos los terceros) | 17%        | 13. Comunicaciones/reputación                         | 16%        |
| 14. Cadena de abastecimiento (incluidos los terceros) | 16%        | 14. Comunicaciones/reputación                         | 17%        | 14. Líneas de jerarquía corporativas/de gobierno      | 14%        |
| 15. Salud/seguridad                                   | 8%         | 15. Salud/seguridad                                   | 9%         | 15. Salud/seguridad                                   | 10%        |
| 16. Fusiones/adquisiciones                            | 3%         | 16. Fusiones/adquisiciones                            | 4%         | 16. Fusiones/adquisiciones                            | 8%         |

**Fuente:** Adaptado de Internal Audit Foundation & Fundación Latinoamericana de Auditores Internos (2024, p. 11).

A pesar de la alta conciencia sobre las amenazas digitales por parte de los CEOs de América Latina, el informe “*Riesgos en Foco 2025*” detalla las barreras estructurales que perpetúan esta brecha digital dentro de la región. El riesgo relacionado con el “Capital humano, captación y retención del talento” se posiciona como el tercer riesgo más importante, con un 46% de los líderes de la región identificándolo como una de sus cinco principales preocupaciones (Instituto de Auditores Internos, 2024, p. 5). Este dato es revelador, ya que deja en evidencia que una de las principales dificultades para la modernización no es la falta de voluntad que pudiesen tener las organizaciones para digitalizarse, sino la profunda y angustiante escasez de profesionales que cuenten con las aptitudes y competencias críticas en lo que es materia como analítica de datos, ciberseguridad y conocimientos técnicos de automatización.

La problemática mencionada anteriormente se intensifica al analizar la brecha existente entre la conciencia sobre estos riesgos y las acciones concretas que implementan las organizaciones para mitigarlos. Según señala el mismo informe, existe una contradicción significativa: mientras que un 46% de los altos ejecutivos identifica al capital humano como uno de sus riesgos prioritarios, únicamente un 29% de las áreas de auditoría interna asignan los recursos y el tiempo suficientes para revisarlo (Instituto

de Auditores Internos, 2024, p. 26). Esta disparidad refleja que, pese a que la preocupación es reconocida a nivel directivo, los mecanismos de control de las empresas no cuentan aún con la capacidad ni le dan la prioridad necesaria para gestionar este riesgo de manera adecuada. Mientras que dentro de mercados más avanzados ya se han integrado equipos multidisciplinarios con especialistas en la materia, en gran parte de América Latina las compañías todavía enfrentan una serie de dificultades tanto para captar como para retener el talento que sea capaz de liderar la adopción e implementación de soluciones complejas como la Automatización Robótica de Procesos (RPA) o la Inteligencia Artificial (IA) dentro de sus operaciones diarias.

**Ilustración 11:** Cinco niveles de riesgo principales frente a las cinco prioridades de auditoría



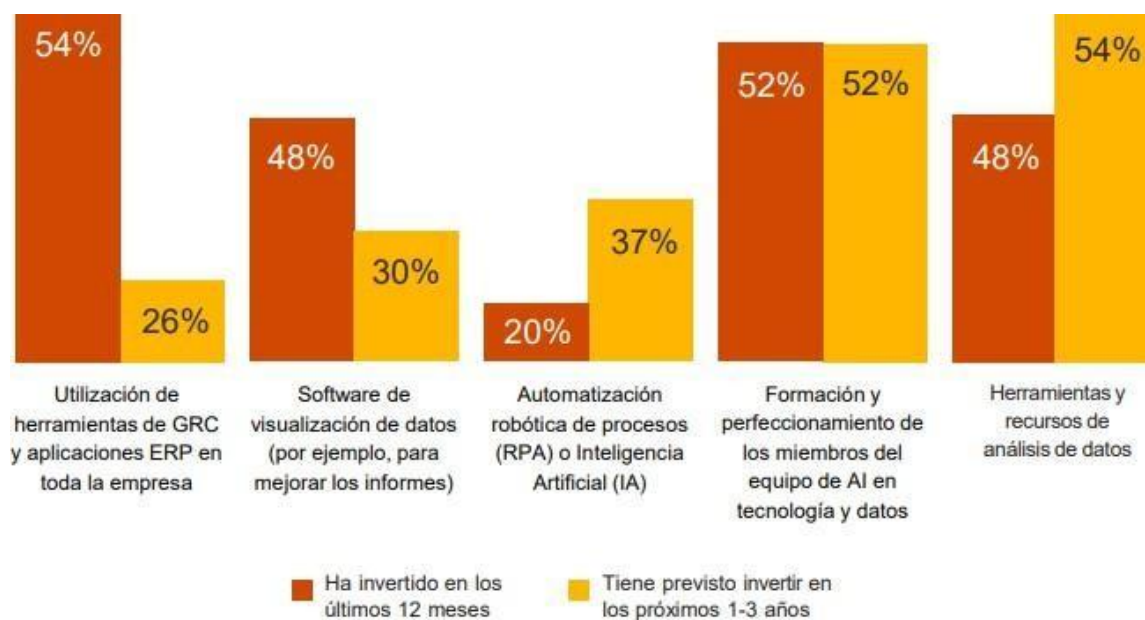
**Fuente:** Adaptado de Internal Audit Foundation & Fundación Latinoamericana de Auditores Internos (2024, p. 26).

## I.6 La paradoja en la auditoría interna chilena

El diagnóstico de la situación en Chile deja en evidencia una clara paradoja: mientras muchos de los líderes de auditoría reconocen la tecnología como un riesgo y una prioridad, la inversión en herramientas transformadoras como la Automatización Robótica de Procesos (RPA) y la Inteligencia Artificial (IA) sigue siendo considerablemente baja. Según el estudio de PwC (2023), tan solo un 20% de los

departamentos de Auditoría Interna en el país han invertido en RPA o IA dentro de los últimos años. A pesar de que un 37% de las empresas planea hacerlo dentro de los próximos tres años, la cifra contrasta fuertemente con las inversiones ya concretadas en herramientas más tradicionales como las de GRC y aplicaciones ERP (54%) (PwC, 2023, p. 7). Este rezago o diferencia en materia de adopción de automatizaciones más avanzadas da cuenta de una brecha crítica entre la conciencia del riesgo digital y la capacidad operativa para mitigarlo, manteniendo a muchas de sus principales funciones ancladas dentro de procesos que requieren de intervención manual. En consecuencia, se genera un desfase competitivo frente a mercados que ya han integrado estas tecnologías de manera más amplia, lo cual expone a las organizaciones chilenas no solo a riesgos asociados a eficiencia y control, sino también a una pérdida en la capacidad para responder con agilidad a entornos regulatorios y de negocios en constante transformación.

**Ilustración 12:** Inversión en competencias tecnológicas y de datos en auditoría interna (Chile)



**Fuente:** Adaptado de “Estudio Global de Auditoría Interna | Chile” (p. 7), por PwC Chile, 2023.

Por otra parte, la necesidad de una reinversión dentro de la auditoría interna es en sentimiento palpable dentro de los líderes de dicha profesión en Chile. La encuesta realizada por PwC revela una gran aspiración por evolucionar: un contundente 74% de los directores responsables de la auditoría interna en el país desea que su departamento alcance el nivel de “asesor de confianza” (*trusted advisor*) dentro de

su organización para los próximos tres años (PwC Chile, 2023, p. 9). Sin embargo, esta gran ambición dista mucho de la realidad operativa actual de las organizaciones y de los desafíos del mercado de talentos local. A diferencia de la tendencia global en donde una de las principales barreras es la falta de talento y la escasez de competencias en la materia, en Chile el principal obstáculo al que se enfrentan las compañías para atraer y retener nuevos talentos es la “imposibilidad de ofrecer compensaciones económicas e incentivos atractivos” (43%) (PwC Chile, 2023, p. 11). Esta particularidad dentro del mercado chileno sugiere que, además de la brecha en cuanto a la escasez de habilidades, existe una brecha tanto o más importante en cuanto a la competitividad salarial, la cual dificulta la construcción y mantenimiento de equipos con la capacidad de liderar la transformación digital y cumplir con el anhelado rol estratégico.

**Ilustración 13:** Principales obstáculos para la atracción y retención de talento en auditoría interna en Chile

| ¿Cuáles considera que son los principales obstáculos para poder atraer y retener el talento y las competencias adecuadas en su departamento de Auditoría Interna? |                                                                                                                  |  |                                                                                                                  |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|                                                                                                                                                                   | Chile                                                                                                            |  | Global                                                                                                           |
| 1                                                                                                                                                                 | Imposibilidad de ofrecer compensaciones económicas, incentivos y otros beneficios atractivos.<br>43%             |  | Escasez general en el mercado de personas con las competencias especializadas necesarias.<br>40%                 |
| 2                                                                                                                                                                 | La percepción de un potencial limitado para la proyección profesional (por ej. oportunidades de ascenso).<br>33% |  | La percepción de un potencial limitado para la proyección profesional (por ej. oportunidades de ascenso).<br>37% |
| 3                                                                                                                                                                 | Escasez general en el mercado de personas con las competencias especializadas necesarias.<br>30%                 |  | La competencia de los departamentos de AI de otras organizaciones (limitando el número de candidatos)<br>34%     |

**Fuente:** Adaptado de "Estudio Global de Auditoría Interna | Chile" (p. 11), por PwC Chile, 2023.

## I.7 El riesgo en los procesos manuales y las hojas de cálculo

Pese a la creciente y cada vez más presente digitalización, una de las herramientas más utilizadas por las organizaciones, y a su vez una de las más riesgosas en departamentos como finanzas, contabilidad o auditoría siguen siendo las hojas de cálculo. Tanto la flexibilidad como la facilidad de uso que otorgan estas herramientas la han convertido en una solución prácticamente por defecto para múltiples tareas de control como reportes y análisis de datos. Sin embargo, esta alta dependencia esconde una gran vulnerabilidad: la alta probabilidad de incurrir en un error humano.

Una investigación dentro de este campo liderada por Raymond Panko es determinante. Se ha demostrado que los errores dentro de las hojas de cálculo no son una anomalía en particular, sino una norma estadística. Las auditorías de hojas de cálculo operativas dentro de entornos empresariales reales han revelado que entre el 80% y el 90% de ellas contienen errores humanos significativos (Panko, 2016). Este hallazgo se vuelve crítico, ya que implica que para cualquier hoja de cálculo que contenga una complejidad moderada, la pregunta a realizar ya no es si contiene o no algún tipo de error, sino cuántos errores contiene y cuál puede ser su potencial impacto dentro de la toma de decisiones.

**Ilustración 14:** Error común por problemas dentro de las fórmulas en Microsoft Excel

| Año obje | Nº objeto    | LLAVE             | Considerar | OC         | Idioma do |
|----------|--------------|-------------------|------------|------------|-----------|
| 46       | 000000080544 | EXT46000000080544 | #¡VALOR!   | 0000276595 | ES        |
| 46       | 000000080545 | EXT46000000080545 | #¡VALOR!   | 0000276595 | ES        |
| 46       | 000000081235 | EXT46000000081235 | #¡VALOR!   | 0000280392 | ES        |
| 46       | 000000088838 | EXT46000000088838 | #¡VALOR!   | 4500026801 | ES        |
| 46       | 000000089142 | EXT46000000089142 | #¡VALOR!   | 4500026801 | ES        |
| 46       | 000000098554 | EXT46000000098554 | #¡VALOR!   | 4500030562 | ES        |
| 46       | 000000098824 | EXT46000000098824 | #¡VALOR!   | 4500030642 | ES        |
| 46       | 000000118230 | EXT46000000118230 | #¡VALOR!   | 0000264076 | ES        |
| 46       | 000000118231 | EXT46000000118231 | #¡VALOR!   | 0000264076 | ES        |
| 46       | 000000122653 | EXT46000000122653 | #¡VALOR!   | 4500026801 | ES        |
| 46       | 000000133300 | EXT46000000133300 | #¡VALOR!   | 4500044564 | ES        |
| 46       | 000000140067 | EXT46000000140067 | #¡VALOR!   | 4500047245 | ES        |
| 46       | 000000149960 | EXT46000000149960 | #¡VALOR!   | 4500044564 | ES        |
| 46       | 000000153127 | EXT46000000153127 | #¡VALOR!   | 4500052730 | ES        |

**Fuente:** Elaboración propia

Dentro de la literatura, se da cuenta que una de las principales funciones del riesgo tecnológico radica en la alta dependencia de procesos manuales para la formulación de hojas de cálculo. Los sistemas de Inteligencia Artificial y Automatización de Procesos trabajan sobre algoritmos previamente diseñados por humanos, lo cual implica que cualquier error dentro del proceso inicial de modelación puede propagarse exponencialmente si no existe una detección temprana del problema. Tal como señala Karacaer (2023), el sesgo humano y los fallos de diseño de algoritmos repercuten directamente en la fiabilidad de los sistemas.

Por otra parte, se ha identificado que la opacidad de los algoritmos hace más difícil la detección de errores provenientes de entradas manuales y hojas de cálculo. Un error humano puede derivar en una serie de resultados sesgados que no son corregidos hasta etapas más avanzadas, lo cual sin duda multiplica con creces el riesgo para una organización. En ese sentido, la falta de transparencia en la lógica detrás de las decisiones limita la capacidad que tienen los auditores para identificar anomalías de manera temprana (Karacaer, 2023, p. 162).

En paralelo, diversos estudios han demostrado que los procesos tradicionales basados en Excel generan costos elevados asociados al proceso de retrabajo. La falta de controles automatizados provoca que una gran parte de las organizaciones aún enfrenten múltiples riesgos significativos. Un estudio de KPMG citado en el artículo dejó en evidencia que las principales dificultades para los auditores internos radican en la necesidad de reducir los errores humanos dentro de los procesos operativos y aprovechar las herramientas analíticas para disminuir dependencias manuales dentro de los procesos (Karacaer, 2023; KPMG, 2021).

En consecuencia, el impacto financiero detrás de estos errores es considerable. La investigación da cuenta de que el fracaso en la implementación de controles automatizados a consecuencia de errores humanos puede traducirse en cuantiosas pérdidas para una empresa, ya sea por multas regulatorias, daños en la reputación o ineficiencia dentro de los cierres contables (Karacaer, 2023), lo que refuerza la urgencia de reemplazar las hojas de cálculo manuales por soluciones que estén basadas en RPA e IA.

**Ilustración 15: Riesgo de procesos manuales en análisis de datos**

**Fuente:** Elaboración propia

Frente a la fragilidad de los procesos manuales, la industria propone una reinversión total dentro del modelo operativo de auditoría, la cual tiene la obligación de migrar hacia un enfoque digital e integrado (KPMG, 2021). Un modelo de auditoría con digitalización integrada le permite a sus funciones la opción de agregar y procesar información en tiempo real de toda la organización de manera automática, transformando sus datos duros en *insights* accionables para la gestión de los riesgos internos (KPMG, 2021). Este nuevo enfoque supera la principal problemática arraigada en los modelos de auditoría más tradicionales: la dependencia del muestreo. Al analizar poblaciones enteras de datos, la auditoría logra ser capaz de “ofrecer visibilidad a tendencias que pueden manifestarse a lo largo de toda una población” (KPMG, 2021, p. 10), permitiendo dirigir los esfuerzos de revisión y control del área de una manera mucho más significativa y valiosa para las empresas.

El flujo de trabajo de una función de auditoría digitalizada, como el modelo propuesto por KPMG (2021), integra la automatización en cada una de las etapas del proceso. Desde un monitoreo continuo de riesgos que se alimenta de diversas bases de datos como sistemas de gestión integral (ERPs) o sistemas de Recursos Humanos (RRHH), hasta la propia ejecución de las auditorías y la generación de reportes dinámicos (KPMG, 2021). Este modelo no solo elimina el factor de riesgo de errores humanos, sino que

lo redefine: de esta manera, el auditor interviene en los puntos más críticos del proceso (*Human in the loop*) para interpretar los hallazgos de la tecnología y aportar juicio profesional, dejando que la propia automatización se encargue de las tareas repetitivas y de gran volumen (KPMG, 2021). De esta manera, la tecnología no reemplaza al auditor, sino que potencia su capacidad para analizar riesgos, mitigando de raíz ineficiencias y errores inherentes al control manual.

**Ilustración 16:** Flujo de trabajo en un proceso de auditoría interna digitalizado



**Fuente:** Adaptado de "The future of Internal Audit" (p. 11), por KPMG, 2021.

## I.8 Cuellos de botella en el proceso de cierre contable

Los procesos de cierre contable ya sea mensual, anual o trimestral representan uno de los indicadores más fidedignos tanto de la eficiencia como de la madurez de una función de control contable. Sin embargo, dentro de muchas organizaciones, este proceso tan importante y crítico puede estar lleno de cuellos de botella que provocan retrasos, aumentan el riesgo de errores y consumen una cantidad desproporcionada de recursos, por sobre todo humanos. Dentro de esta problemática, una de las causas principales de esta ineficiencia es la persistente dependencia de procesos manuales dentro de tareas que, por su naturaleza, son altamente automatizables.

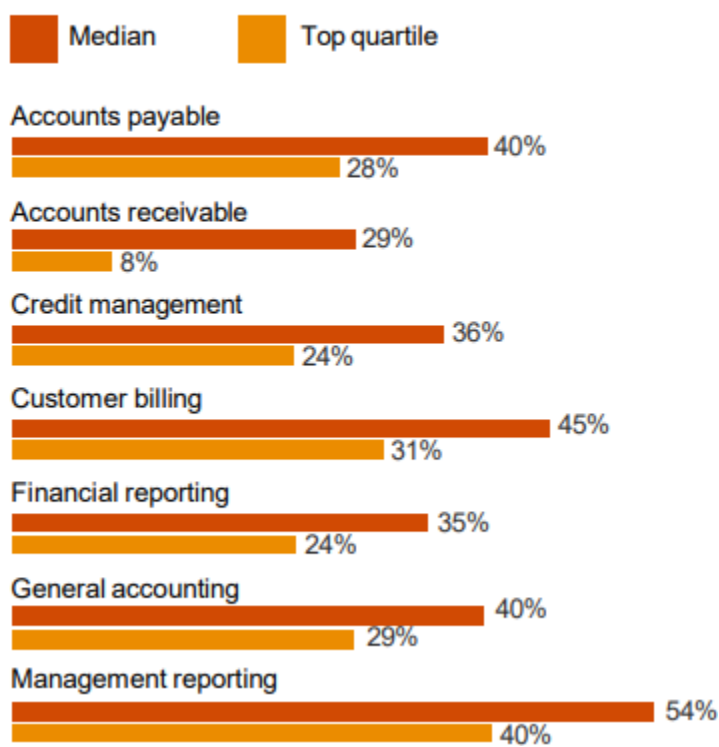
La literatura académica destaca que la automatización de procesos manuales es la clave para que un profesional contable pueda trascender y evolucionar desde su clásico rol tanto analítico como burocrático. El objetivo de la automatización es liberar al contador de “tareas aburridas y que consumen mucho tiempo de conferencias y lanzamientos” para que puedan ser capaces de enfocarse en la

generación de información estratégica (Sumar, 2021, p. 11). Cuando los equipos de control contable dedican la mayor parte de su tiempo y esfuerzo a la recopilación manual de datos para el desempeño de sus funciones, como el proceso de conciliación en hojas de cálculo y la elaboración de reportes, se crea un cuello de botella que no solo retrasa la entrega de informes, sino que también impide la posibilidad de que el talento humano se desempeñe en otro tipo de análisis que les genere un mayor valor a sus organizaciones.

El estudio “Finance Effectiveness Benchmark” de PwC (2024) cuantifica esta realidad de una manera contundente. Pese a los innumerables avances en materia tecnológica, una significativa parte de los equipos de control contable todavía se dedica a la ejecución manual de tareas que pudiesen ser automatizadas. Dentro de procesos clave para el cierre como la contabilidad general y el reporte financiero, las empresas promedio aún dedican un 40% y un 35% de su tiempo, respectivamente, a estas actividades manuales. Esta dependencia no solo refleja una pérdida de eficiencia, sino también un rezago en la adopción de herramientas digitales que podrían optimizar la gestión de información y reducir los riesgos asociados a errores humanos. Además, se mantiene a los profesionales ocupados en labores rutinarias de bajo valor agregado, en lugar de liberar recursos para funciones de mayor relevancia estratégica, como el análisis predictivo, la planificación financiera o la generación de reportes en tiempo real que apoyen a la alta dirección. En ese sentido, la permanencia de prácticas tradicionales evidencia una brecha estructural que limita la capacidad de las organizaciones a responder con agilidad dentro de entornos dinámicos y competitivos, retrasando la consolidación de modelos de gestión más modernos y sostenibles (PwC, 2024).

**Ilustración 17:** Tiempo dedicado a tareas manuales automatizables por proceso

**Fig. 5: Percent of finance resource time allocated to manual performance of automatable tasks per process**

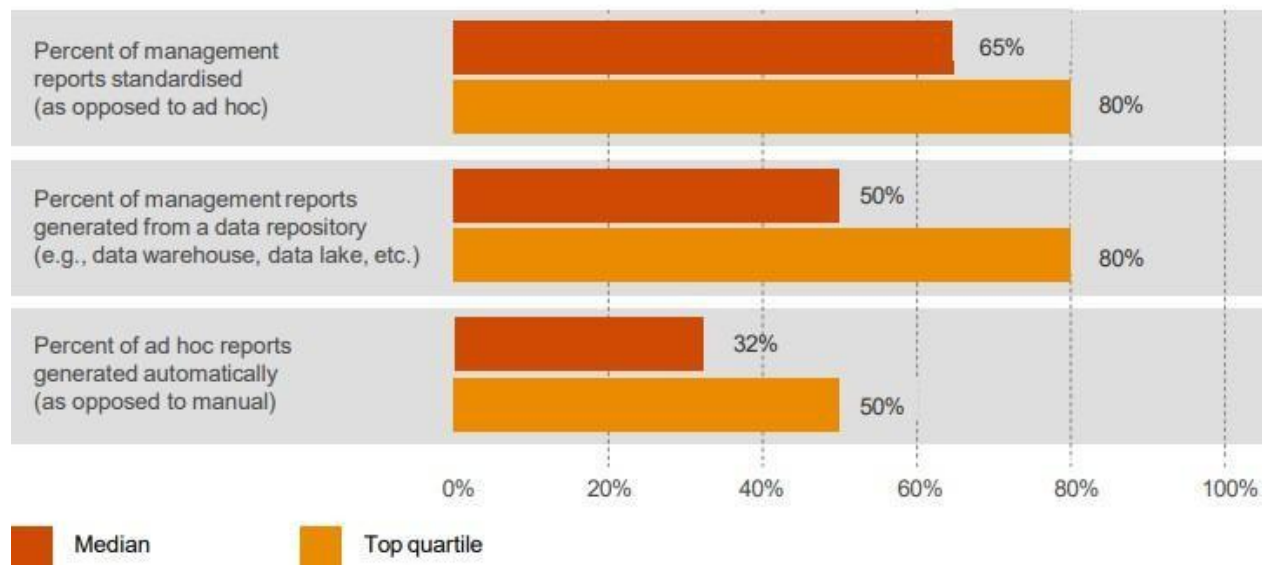


**Fuente:** Adaptado de "*Becoming the catalyst: How finance functions are driving shareholder value*" (p. 6), por PwC, 2024.

Esta ineficiencia operativa provoca una clara brecha de rendimiento. Las organizaciones líderes (*Top quartile*) que ya han invertido en automatización y estandarización de procesos, superan ampliamente a sus pares. Por ejemplo, mientras que las empresas promedio generan de manera automática un escaso 32% de sus informes ad-hoc, las empresas líderes ya son capaces de automatizar el 50% de estos. De manera similar, el 80% de los informes de gestión dentro de las organizaciones líderes provienen de un repositorio de datos centralizado (como un *data warehouse*), en comparación con tan solo el 50% dentro de las empresas promedio (PwC, 2024, p. 11). Al contar con sistemas centralizados y procesos estandarizados, las compañías líderes logran reducir sus costos operativos, mejorar la trazabilidad de datos y facilitar auditorías más completas y confiables en cuanto a su contenido informativo. En consecuencia, esta brecha tecnológica se convierte también en una brecha competitiva que puede ser definitoria en cuanto a la sostenibilidad y la posición de una organización dentro de su industria.

### Ilustración 18: Comparativa de madurez en la generación de reportes de gestión

Fig. 13: Top-performing companies outpace their rivals with regular and automated reporting



**Fuente:** Adaptado de "Becoming the catalyst: How finance functions are driving shareholder value" (p. 11), por PwC, 2024.

En definitiva, la dependencia de procesos manuales es la gran responsable en la creación de cuellos de botella sistémicos y de retrasos dentro del proceso de cierre contable en las organizaciones. Esto no solo resulta en un ejercicio operativo más lento y costoso para las empresas, sino que también limita su capacidad para acceder a información financiera oportuna y fiable, lo cual afecta directamente la toma de decisiones estratégicas, perpetuando así un ciclo de trabajo reactivo. Por otra parte, la excesiva concentración de recursos en tareas que se vuelven rutinarias impide que los equipos puedan destinar tanto su tiempo como sus habilidades a labores que contengan un mayor valor agregado, como el análisis de escenarios, la detección temprana de riesgos o la planificación estratégica. Esta situación genera una clara desventaja frente a aquellas compañías que ya han integrado tecnologías de automatización, las cuales no solo reducen los tiempos de cierre, sino que también mejoran la calidad y consistencia de los reportes. En consecuencia, las organizaciones más rezagadas enfrentan un mayor riesgo de contener errores humanos, incumplimientos regulatorios y pérdida de competitividad en un entorno empresarial en el cual la agilidad en cuanto al manejo de información se ha convertido en un factor clave para la sostenibilidad de una empresa (PwC, 2024)

## ITEM II: MARCO TEÓRICO

### II.1 Penetración de la IA en organizaciones empresariales

Durante los últimos años, la Inteligencia Artificial (IA) ha trascendido desde su concepción como un campo de estudio puramente computacional, para consolidarse como un pilar estratégico y transformador dentro del panorama empresarial contemporáneo. Más allá de ser un concepto monolítico, la Inteligencia Artificial representa un conjunto de tecnologías avanzadas que le permiten a las máquinas simular y a la vez ejecutar tareas que tradicionalmente requerirían habilidades propias de la inteligencia humana, como el aprendizaje, el razonamiento y la resolución de problemas (McCarthy, 2007). Dentro del ámbito corporativo, el valor de esta herramienta tecnológica no radica en ser una réplica calcada de la conciencia humana, sino en su capacidad para procesar volúmenes masivos de información y datos, identificando patrones complejos y automatizando decisiones y procesos a una escala y velocidad inalcanzables para el ser humano (Haenlein & Kaplan, 2019).

La adopción de la Inteligencia Artificial dentro de las organizaciones empresariales ha experimentado un crecimiento sostenido durante los últimos años, la cual está impulsada, en gran medida, por la necesidad de mejorar la eficiencia operativa, optimizar procesos y ofrecer experiencias personalizadas a los clientes. La IA no solo ha transformado la manera en la que las empresas recopilan y analizan datos, sino que también les ha permitido automatizar tareas rutinarias y generar ventajas competitivas mediante una toma de decisiones más ágil y por sobre todo fundamentada. En ese sentido Rangel Santos et al. (2024) destacan que la IA está revolucionando la administración empresarial al facilitar la automatización, la optimización de procesos y la mejora de la experiencia del cliente mediante diversas soluciones como chatbots, asistentes virtuales y sistemas de análisis predictivo.

Asimismo, las investigaciones evidencian que la penetración de la IA en las empresas no está limitada a un sector en particular, sino que esta es capaz de expandirse hacia múltiples áreas como finanzas, salud, educación y gestión del talento humano, lo cual refleja su carácter transversal y su potencial de transformación organizacional. Todos estos avances les permiten a las organizaciones no solo aumentar su productividad, sino también adaptarse con mayor rapidez a las exigencias de mercados dinámicos y cada vez más competitivos (Ranger Saltos et al., 2024).

Dentro del amplio espectro de la Inteligencia Artificial, existen múltiples subdisciplinas que son particularmente relevantes dentro de la transformación de los procesos de negocio:

- **Machine Learning (ML) o Aprendizaje Automático:** Es una rama de la IA especializada en desarrollar algoritmos y modelos que sean capaces de mejorar su rendimiento y desempeño en una tarea a medida que procesan datos, sin la necesidad de requerir instrucciones explícitas y detalladas para resolver cada situación. Mediante técnicas estadísticas y computacionales, el Machine Learning permite reconocer patrones, realizar predicciones y generar decisiones basadas en el procesamiento de grandes volúmenes de información, lo cual convierte a esta herramienta en una ampliamente aplicable en diversos ámbitos, como la salud, las finanzas, el comercio y la industria tecnológica (Jordan & Mitchell, 2015).
- **Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN):** Este es un campo de la Inteligencia Artificial enfocada en dotar a las máquinas de la capacidad de comprender, interpretar y generar lenguaje humano de manera significativa. Esto se logra a través de técnicas que combinan lingüística computacional y algoritmos de aprendizaje automático, como asistentes virtuales y sistemas de análisis de herramientas de búsqueda inteligentes (Cambria & White, 2014).
- **Automatización Robótica de Procesos (RPA):** Aunque muchas veces se genera el debate de si es una forma “pura” de Inteligencia Artificial, la RPA es una tecnología clave para la automatización de procesos. Utiliza “robots” de software para la ejecución de tareas repetitivas basadas en reglas, como la extracción de datos, de facturas, la conciliación de cuentas o la generación de informes periódicos, liberando al personal para actividades con mayor valor agregado (Aguirre & Rodríguez, 2017).

### **II.1.1 Impulsores de la adopción acelerada de la IA**

La rápida integración de la IA dentro del ámbito empresarial no es un fenómeno espontáneo, sino más bien el resultado conjunto de diversos factores tanto tecnológicos como económicos. Estos impulsores han sido los responsables de crear un sistema fértil para que la IA pase de ser una tecnología experimental a una herramienta de negocio indispensable para el impulso y desarrollo dentro de las organizaciones.

En este contexto, la adopción acelerada de la Inteligencia Artificial no se debe únicamente a su potencial innovador, sino también a la convergencia de diversas condiciones que han generado el terreno propicio para lograr su expansión. El aumento en la disponibilidad y facilidad de acceso a datos masivos (Big Data), la mejora exponencial en la capacidad computacional y las crecientes presiones competitivas han actuado de manera conjunta como catalizadores, transformando a la Inteligencia Artificial en un recurso estratégico que redefine la manera en la que las organizaciones generan valor y mantienen su sostenibilidad dentro del mercado (Davenport & Ronanki, 2018).

Dentro de los grandes impulsores en la adopción de la Inteligencia Artificial dentro de las organizaciones, se enlistan los siguientes:

1. La explosión de datos (Big Data): Las organizaciones modernas han sido capaces de generar y recolectar datos a un ritmo sin precedentes. Desde el registro de transacciones y datos dentro de la cadena de suministro, hasta interacciones con clientes y datos sensoriales (IoT), este denso volumen de información se ha convertido en el principal motor para los algoritmos de Inteligencia Artificial y Machine Learning, que requieren grandes conjuntos de datos para ser entrenados y operar con precisión (Samadi & Paria, 2022).
2. Avances en la capacidad computacional: El desarrollo de unidades de procesamiento gráfico (GPU) y la democratización del acceso a la computación en la nube han permitido reducir drásticamente el costo y el tiempo requeridos para entrenar modelos complejos de IA. Lo que antes requería computadoras especializadas, hoy en día es accesible para una gama mucho más amplia de organizaciones (Brynjolfsson & McAfee, 2014).
3. Presión competitiva y eficiencia operativa: Dentro de un mercado globalizado, la búsqueda de eficiencia y la reducción de costos para las empresas se vuelve una constante. En ese sentido, la IA ofrece una vía directa para la optimización de procesos, automatización de tareas manuales propensas a errores y la aceleración dentro de la toma de decisiones. Las empresas que adoptan la Inteligencia Artificial dentro de sus funciones logran una ventaja competitiva significativa, lo que a su vez ejerce una presión en sus competidores para seguir el mismo camino y no quedar rezagados (Davenport & Ronanki, 2018).

**Ilustración 19: Evolución de la Inteligencia Artificial en los negocios**

**Fuente:** Elaboración propia

## II.1.2 Áreas de aplicación y madurez por industria

La penetración de la IA no se ha presentado de manera homogénea entre todos los sectores productivos y de servicios. Aquellas industrias caracterizadas por procesar grandes volúmenes de datos, con una fuerte presión competitiva y una clara necesidad de optimización han sido las primeras en liderar su implementación. En este sentido, un análisis de McKinsey (2022) destaca que los servicios financieros, de alta tecnología y de las telecomunicaciones siguen a la vanguardia, integrando la IA dentro de funciones críticas como gestión de riesgos, marketing digital y personalizado, detección de fraudes, análisis predictivo y optimización de redes. Esta adopción temprana se explica tanto por la disponibilidad de grandes bases de datos como por la urgencia de responder a clientes y a un mercado cada vez más digitalizado y exigente.

Sin embargo, la aplicación de la IA no está limitada a estos sectores pioneros, sino que se expande a prácticamente todas las funciones clave dentro de una organización, desde recursos humanos, con la automatización de procesos de selección y gestión del talento, hasta la cadena de suministro, en donde el análisis predictivo y los algoritmos de optimización les permiten a sus empresas mejorar la planificación

de sus funciones y una significativa reducción de costos. Asimismo, áreas como atención al cliente han experimentado transformaciones significativas gracias a la implementación de Chatbots y sistemas de recomendación, mientras que, en áreas como producción y operaciones, los modelos de IA facilitan la detección temprana de fallas y la implementación de modelos de mantenimiento predictivos.

Esto permite comprender que la IA no debe analizarse únicamente como una tecnología de apoyo, sino como un habilitador transversal que puede beneficiar tanto la eficiencia operativa como la capacidad de generar experiencias cada vez más personalizadas y de mayor valor hacia los clientes. Lo anterior se sustenta en que, dentro de los últimos años, más del 50% de las empresas de múltiples industrias ya han implementado al menos una aplicación de IA dentro de sus procesos principales, lo cual confirma que su impacto se extiende más allá de los sectores tradicionalmente tecnológicos y se perfila como un componente esencial de la estrategia empresarial contemporánea (McKinsey, 2022).

### *Ilustración 20: Penetración de la IA por industria*

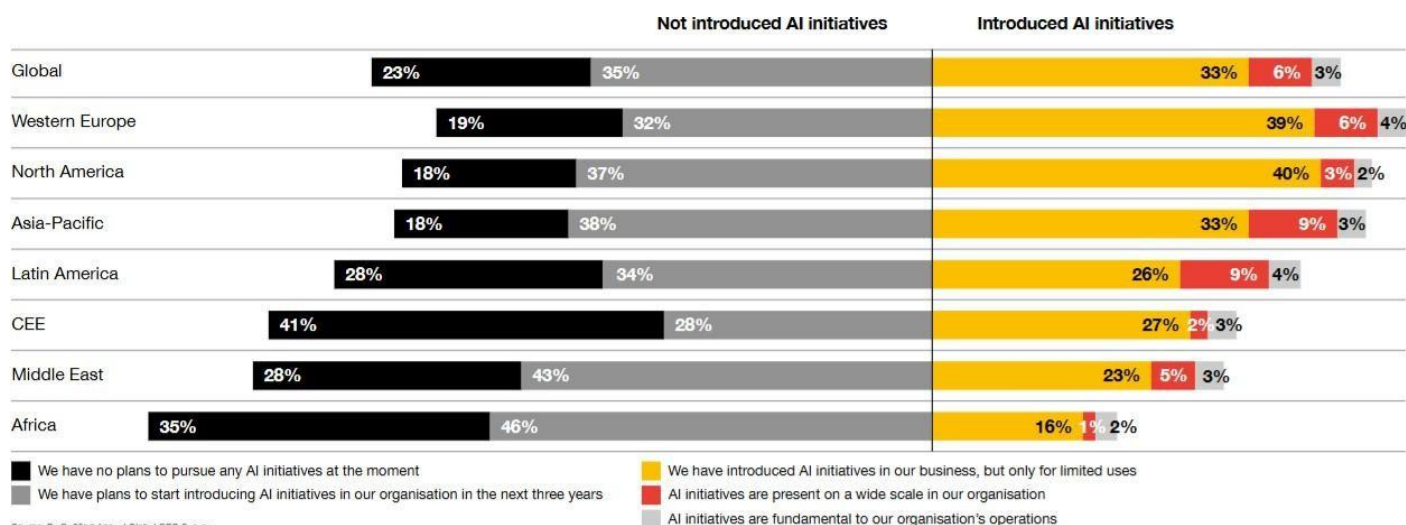
| <b>Función Empresarial</b>         | <b>Aplicaciones Comunes de la IA</b>                                                                                                        | <b>Ejemplo de Impacto</b>                                                                                           |
|------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Finanzas y Contabilidad            | Detección de fraude, automatización de la conciliación de cuentas, análisis predictivo de flujo de caja, optimización de cierres contables. | Reducción del tiempo de cierre mensual de 10 a 4 días y disminución de errores manuales en un 75% (Deloitte, 2023). |
| Operaciones y Cadena de Suministro | Mantenimiento predictivo de maquinaria, optimización de rutas logísticas, gestión de inventarios, previsión de la demanda.                  | Disminución de los costos de inventario en un 20-50% mediante pronósticos de demanda más precisos (McKinsey, 2022). |
| Marketing y Ventas                 | Segmentación de clientes, sistemas de recomendación, personalización de precios, análisis de sentimientos.                                  | Aumento de las tasas de conversión de ventas en hasta un 15% a través de recomendaciones personalizadas.            |
| Recursos Humanos                   | Selección y clasificación automática de currículos, análisis de la rotación de empleados, personalización de planes de formación.           | Reducción del tiempo de contratación en un 35% y mejora en la calidad de los candidatos.                            |

**Fuente:** Elaboración propia a partir de Deloitte (2023) y Mckinsey (2022)

Como se puede dar cuenta, la Inteligencia Artificial ha dejado de ser un concepto meramente teórico para convertirse en un eje estratégico dentro de las organizaciones modernas. Según la “22nd Annual Global CEO Survey” de PwC, el 85% de los directivos globales considera que la IA transformará de manera significativa la manera de hacer negocios dentro de los próximos cinco años, lo cual refleja un consenso generalizado en cuanto a su disruptivo potencial. En ese sentido, el estudio señala que para 2019, el 42% de las empresas ya habían implementado iniciativas de IA y un 33% adicional tenía planes concretos para hacerlo dentro de los tres años siguientes (PwC, 2019). Estos datos sustentan que la IA no se percibe únicamente como una herramienta tecnológica, sino como un motor competitivo que influye directamente en la innovación, la toma de decisiones estratégicas y la creación de nuevas propuestas de valor.

En consecuencia, la acelerada adopción de la IA por parte de las empresas responde tanto a la presión por mantener su relevancia dentro de los mercados actuales (caracterizados por ser altamente dinámicos), como a la necesidad de optimizar sus procesos internos, con la finalidad de mejorar la experiencia del cliente. De esta manera, la inteligencia Artificial logra posicionarse como un componente trascendental en la redefinición de los modelos de negocio más allá de su carácter experimental, desarrollando su consolidación como una capacidad organizacional crítica y con un impacto transversal en todas las áreas funcionales de una compañía.

**Ilustración 21: Planes de desarrollo de Inteligencia Artificial**



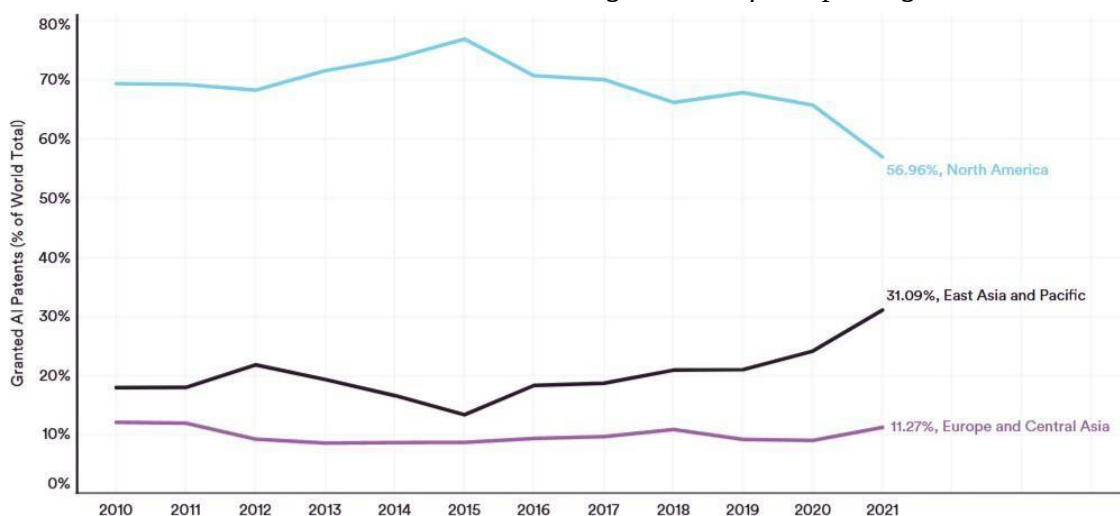
**Fuente:** Adaptado de PwC, 22nd Annual Global CEO Survey

De manera complementaria, el estudio *The State of AI* de McKinsey evidenció un crecimiento acelerado dentro de esta materia: en 2020, el 50% de las organizaciones reportaban un uso activo de IA en sus procesos internos, una cifra que aumentó a más del 56% en 2021. Consolidando así a este tipo de tecnología como el motor interno de un cambio organizacional (McKinsey, 2020).

Este panorama confirma que la IA ha permeado profundamente dentro del entorno empresarial, consolidándose como un pilar fundamental para la optimización de procesos, el aumento de la eficiencia operativa y una mejora sustancial en la prestación de servicios al cliente. En este contexto de transformación, industrias como finanzas, telecomunicaciones y tecnologías de la información se posicionan a la vanguardia dentro de la implementación de estas herramientas. No obstante, el ritmo de adopción no es homogéneo a nivel global, evidenciándose un notable rezago en América Latina en contraste con el avanzado desarrollo en regiones como Europa, Norteamérica y Asia.

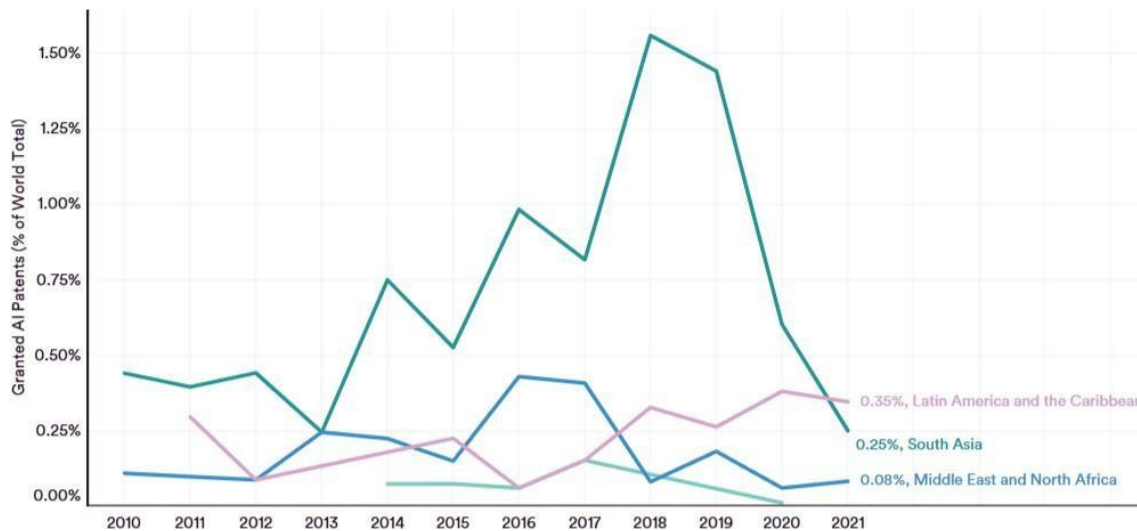
Según el *Artificial Intelligence Index Report 2022* de la Universidad de Stanford, el análisis de las patentes concedidas en Inteligencia Artificial permite observar la proyección geográfica de estas iniciativas, las cuales eventualmente darán lugar a nuevos casos de uso que transformarán la manera de hacer negocios e influirán en la vida cotidiana. En 2021, América del Norte concentró el 57% de las patentes mundiales en este ámbito, seguida por Asia Oriental con un 31%, principalmente debido al papel de China. Europa y Asia Central, en conjunto, alcanzaron un 11%. En contraste, Latinoamérica, África y Medio Oriente apenas representaron un 1% entre las tres, quedando muy rezagadas respecto de las demás regiones (Stanford, 2022).

**Ilustración 22:** Patentes de Inteligencia Artificial por regiones



**Fuente:** Adaptado de Stanford University, *Artificial Intelligence Index Report 2022*

### ***Ilustración 23: Patentes de Inteligencia Artificial por región***



**Fuente:** Adaptado de Stanford University, *Artificial Intelligence Index Report 2022*

## **II.1.3 Aplicaciones de IA en la gestión de la cadena de suministro**

La gestión de la Cadena de suministro se ha convertido en un área estratégica clave para la competitividad empresarial, en especial dentro de contextos de demanda volátil. En ese sentido, la Inteligencia Artificial ha emergido como una herramienta que permite mejorar y optimizar procesos logísticos, reduciendo costos y mejorando la toma de decisiones en tiempo real. El potencial de la IA radica en la capacidad de esta para procesar enormes volúmenes de datos, identificando patrones ocultos y generando predicciones cada vez más precisas, lo cual facilita la anticipación de la demanda y la mejora en la eficiencia operativa (Calle García et al., 2024).

Diversos casos empresariales han dejado en evidencia el beneficio de su implementación. Walmart, por ejemplo, logró reducir en un 20% sus niveles de inventario y mejoró hasta en un 15% la precisión de las previsiones de ventas gracias al uso de algoritmos de predicción basados en IA. De igual manera, compañías como Procter & Gamble han experimentado una reducción del 30% en inventarios y un aumento del 20% en la precisión de las previsiones de demanda. Asimismo, Amazon ya ha empleado la IA para optimizar procesos de almacenamiento y distribución, consiguiendo así una significativa reducción en los tiempos de entrega y mejorar la disponibilidad de productos en stock (Calle García et al., 2024).

Más allá de la eficiencia operativa, la aplicación de la IA dentro de la cadena de suministro es una herramienta que abre las puertas a la llegada de nuevas estrategias de localización y resiliencia para las organizaciones. El uso de modelos predictivos en mantenimiento, por ejemplo, permite anticipar fallos dentro de maquinaria crítica, reduciendo los tiempos de inactividad y asegurando la continuidad de las operaciones logísticas. En ese sentido, la IA no solo impacta en la reducción de costos, sino también en la capacidad que tienen las organizaciones para adaptarse de forma eficiente a los cambios en el entorno y a las necesidades emergentes de los consumidores (Calle García et al., 2024).

En síntesis, el uso estratégico de la IA en la gestión de la cadena de suministro representa un factor diferenciador para las organizaciones que la implementan buscando aumentar su competitividad. Al integrar soluciones basadas en algoritmos de aprendizaje automático y de análisis predictivo, las organizaciones no solo optimizan sus procesos internos, sino que también fortalecen su capacidad de respuesta frente a un mercado cada vez más dinámico y exigente.

## **II.2 IA y Machine Learning en el foco de la auditoría**

La transformación en las funciones de auditoría no se limita únicamente a la automatización de tareas repetitivas o cotidianas, sino que su verdadero potencial radica en la adopción de la Inteligencia Artificial (IA) y, más específicamente, del Machine Learning (ML). La IA, definida como la ciencia de crear máquinas que sean capaces de tomar decisiones humanas para resolver problemas, abarca una serie de múltiples capacidades como el aprendizaje, la planificación y la percepción, permitiéndole a las empresas contar con un análisis de su información financiera a una escala y profundidad impensables para el ser humano (Instituto de Auditores Internos de España, 2024, p. 6).

El Machine Learning, una subdisciplina de la Inteligencia Artificial es particularmente relevante y pertinente para la auditoría interna, ya que el ML se especializa en la creación de sistemas capaces de aprender y adquirir información a partir de datos internos con la finalidad de identificar patrones completos (Instituto de Auditores Internos de España, 2024, p. 17). Teniendo en cuenta lo anterior, sus usos y aplicaciones dentro del ámbito empresarial son vastas y crecientes:

- **Detección temprana de fraudes:** Los algoritmos de ML tienen la capacidad de analizar millones de transacciones en tiempo real con el fin de detectar anomalías y patrones sospechosos que pudiesen anticiparse a actividades fraudulentas, con una precisión bastante superior a métodos de muestreo tradicionales.
- **Análisis predictivo de riesgos:** Los modelos de ML permiten proyectar escenarios de riesgo operativo, financiero o de cumplimiento, mediante el uso de datos históricos y de variables externas, lo cual ayuda a los auditores a anticipar problemas antes de que ocurran y a priorizar áreas críticas de revisión y análisis.
- **Automatización de pruebas de control:** El ML puede automatizar la verificación continua de controles internos, como la segregación de funciones o accesos indebidos a sistemas de planificación de recursos empresariales (ERP), reduciendo la dependencia de pruebas manuales y aumentando la cobertura de la auditoría.
- **Optimización del muestreo de auditoría:** A diferencia de métodos tradicionales basados en muestras aleatorias, el ML selecciona las transacciones con mayor probabilidad de contener errores, mejorando la eficiencia y la efectividad de los controles de auditoría.
- **Análisis de la cultura organizacional:** El ML aplicado a encuestas, chatbots corporativos o feedback interno permite evaluar el clima laboral, detectar focos de falencia y anticipar riesgos reputacionales que impacten la gestión de la organización.

## **II.2.1 La transformación de la auditoría ante la IA: evidencia, expectativas y desafíos del Sector**

La implementación de Inteligencia Artificial dentro de las funciones de auditoría y de reporte financiero han dejado de ser una aspiración teórica para convertirse en una transformación estratégica inminente y de gran envergadura. Este cambio no es una simple tendencia, sino una respuesta a las crecientes presiones del mercado, que exigen mayor agilidad, precisión y profundidad dentro de un análisis financiero. Esta transformación se encuentra respaldada por una inversión significativa de recursos y por crecientes expectativas dentro del mercado, lo cual se convierte en un punto de no retorno para la profesión.

**Ilustración 24:** Expectativas de las empresas sobre el rol de la auditoría en el contexto de la IA

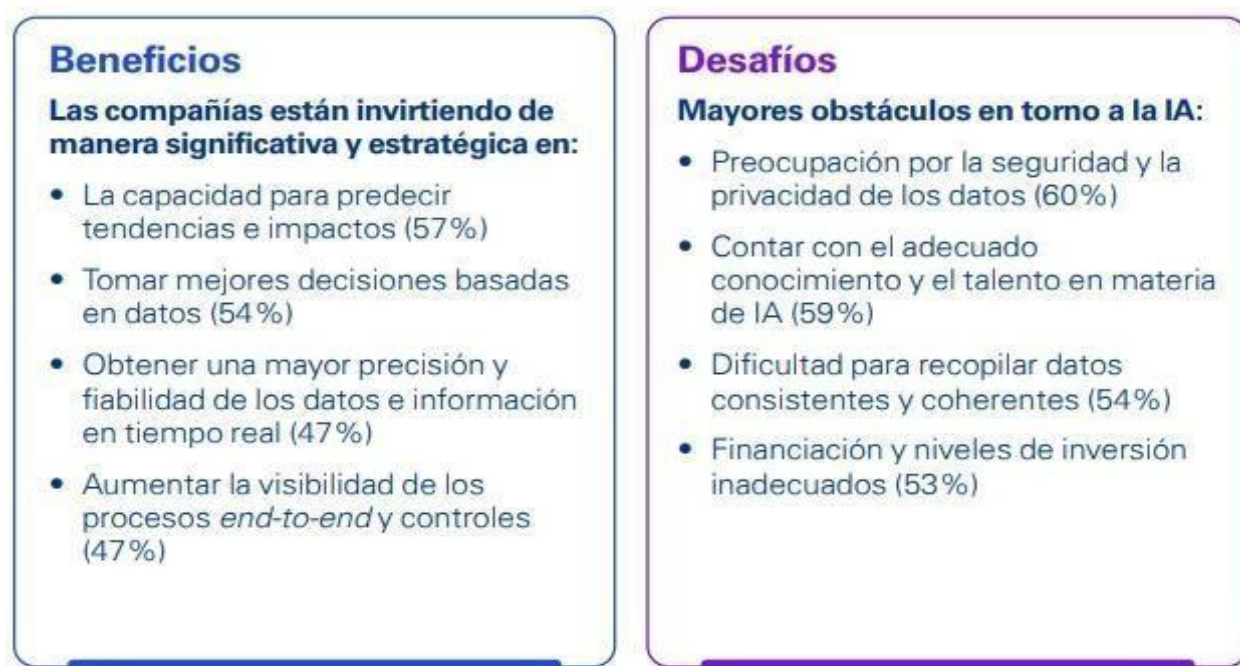


**Fuente:** Adaptado de "La IA en el reporting financiero y la auditoría: navegando hacia una nueva era" (p. 15), por KPMG, 2024, KPMG España.

Uno de los hallazgos más relevantes del informe es el cambio de paradigma en el rol del auditor. Las organizaciones ya no visualizan a sus auditores como simples evaluadores de sistemas existentes dentro de las empresas, sino que exigen que actúen como agentes de cambio y líderes en la adopción de herramientas tecnológicas como la IA. La encuesta de KPMG (2024) señala que una gran mayoría de las empresas (69% tan solo en España) centra sus expectativas en que los auditores asuman un papel más protagonista en la validación del uso de la IA dentro de sus organizaciones, proporcionando seguridad sobre sus algoritmos y garantizando la robustez necesaria sobre los nuevos controles automatizados. Esta expectativa redefine la auditoría como una función proactiva que no solo verifica, sino que también guía la transformación digital en sus empresas. Hoy en día, las organizaciones demandan que los auditores aprovechen el beneficio de la IA para elevar sus funciones más allá del tradicional muestreo, con la finalidad de ofrecer un análisis mucho más profundo y continuo, enfocándose en la evaluación de datos y en los modelos de IA implementados.

Dentro del espectro de las tecnologías de la IA, la Inteligencia Artificial generativa (GenAI) emerge como una de las principales prioridades para la evolución del reporting y de la auditoría, superando incluso a las tecnologías de IA más tradicionales. La capacidad de esta herramienta para comprender el lenguaje humano, crear nuevo contenido y detectar complejos patrones dentro de vastos volúmenes de datos la convierte en una herramienta disruptiva en el mercado. Según KPMG (2024), las empresas requieren que los auditores utilicen la GenAI de manera prioritaria para actividades de alto valor, como la mitigación de riesgos y controles internos (58%), el análisis de datos y gestión de calidad (54%) y la identificación de riesgos y anomalías (38%). La GenAI le permitirá a los auditores analizar poblaciones enteras de transacción en tiempo real, liberándolos de tareas manuales para que puedan centrarse en el juicio profesional, la interpretación de hallazgos complejos y la formulación de recomendaciones estratégicas.

***Ilustración 25: Principales beneficios y desafíos en la adopción de GenAI en las organizaciones***



***Fuente:*** Adaptado de "La IA en el reporting financiero y la auditoría: navegando hacia una nueva era" (p. 5), por KPMG, 2024, KPMG España.

## II.3 Marco de control y enfoque de auditoría para sistemas de IA

La Inteligencia Artificial en el área de la auditoría interna trasciende de la mera revisión del software en la organización; exige un profundo entendimiento de sus modelos, riesgos inherentes y del marco de control que debe gobernar su ciclo de vida. La Inteligencia Artificial, definida desde sus orígenes por John McCarthy como “la ciencia para hacer inteligentes a las máquinas” o los métodos para que estas sean capaces de tomar decisiones humanas, abarca hoy en día un espectro mucho más amplio de tecnologías que incluyen aprendizaje, planificación y percepción de datos (Instituto de Auditores Internos de España, 2024, p. 6). Dentro de este campo, el Machine Learning (ML) es la subdisciplina de la IA que presenta la mayor relevancia para la auditoría, ya que esta se especializa en la creación de sistemas que son capaces de aprender automáticamente a partir de bases de datos con grandes volúmenes de información con la finalidad de identificar patrones complejos, optimizar procesos y anticipar riesgos con una precisión impensada para los métodos de verificación tradicionales (Instituto de Auditores Internos de España, 2024, p. 17). La capacidad de los algoritmos de ML para analizar y procesar millones de transacciones de manera simultánea permite la detección temprana de fraudes, que, junto con el análisis predictivo de riesgos y la automatización continua de pruebas de control, redefinen el alcance y la efectividad de la función de la auditoría interna para las organizaciones.

Para abordar de manera concreta la complejidad que representan los sistemas de Inteligencia Artificial, la industria propone la adopción de un marco regulatorio y de control robusto, siendo el Marco Integrado de Control Interno (Marco COSO) la referencia de mejores prácticas más aceptada en el mundo de la auditoría. La aplicación de este marco permite diseñar y evaluar la gobernanza de la IA mediante sus cinco componentes (AuditBoard, 2024):

1. Ambiente de Control: Se refiere al conjunto de normas, procesos y estructuras que sientan las bases del control interno. Esto incluye la integridad, valores éticos, estilos de dirección, estructura organizacional, asignación de autoridad y responsabilidad, además de políticas de recursos humanos.
2. Evaluación de riesgos: Implica la identificación y análisis de riesgos relevantes para el logro de los objetivos organizacionales, determinando cómo deben gestionarse. Incluye la definición de objetivos claros, la identificación de riesgos en todos los niveles, así como la evaluación de su probabilidad e impacto en la empresa.

3. Actividades de control: Incluye las políticas, procedimientos y mecanismos que le permiten a las directivas llevar a cabo su administración y mitigar los riesgos identificados.
4. Información y comunicación: Se refiere a la identificación, captura y transmisión de información que sea relevante para la empresa, tanto interna como externamente.
5. Monitoreo de actividades: Consiste en la supervisión continua y de evaluaciones puntuales para corroborar la eficacia del control interno a lo largo del tiempo. Incluye actividades de seguimiento, auditorías internas, revisiones de la gerencia y acciones correctivas ante falencias detectadas.

**Ilustración 26:** Actividades clave en el marco de control interno para sistemas de IA

| MONITORIZACIÓN CONTINUA DE RIESGOS                                                                                                                                                                        | SUPERVISIÓN DE LA ARQUITECTURA DE DATOS Y TI                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | REVISIÓN DE LOS MODELOS DE IA                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               | SUPERVISIÓN DE LA IMPLEMENTACIÓN                                                                                                                                                                                                                                                                  | MONITORIZACIÓN TRAS LA PUESTA EN PRODUCCIÓN                                                                                                                                                                                                                                           |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Identificación de riesgos generales por el despliegue de sistemas de IA, y <i>risk-assessment</i> específico en función de la complejidad de los algoritmos y objetivos perseguidos con cada modelo de IA | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Actividades definidas para garantizar el acceso, tratamiento, privacidad, protección y destrucción de los datos, especialmente en aquellos en modelos predictivos sobre comportamiento humano.</li> <li>• Proporcionar seguridad razonable sobre los sistemas de TI y prevención de ciber-ataques.</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Asegurar un entendimiento adecuado de la operatividad de los algoritmos y <i>output</i> esperado.</li> <li>• Definición de métricas e indicadores de desempeño para la monitorización continua.</li> <li>• Revisión del comportamiento de los modelos en fases tempranas del despliegue de los motores.</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Desarrollar las pruebas de implementación suficientes para garantizar que el despliegue de los motores atiende los objetivos esperados.</li> <li>• Aprobaciones pertinentes de los Comités de Proyecto establecidos previo al <i>go-live</i>.</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Revisión periódica de las métricas e indicadores de desempeño.</li> <li>• Mecanismos de control para la identificación de comportamientos anómalos de desempeño, incluyendo las acciones correctivas necesarias a los algoritmos.</li> </ul> |

**Fuente:** Adaptado de "Auditoría Interna de la Inteligencia Artificial aplicada a procesos de negocio" (p. 32), por Instituto de Auditores Internos de España, 2024, La Fábrica de Pensamiento.

Tras el surgimiento de la Inteligencia Artificial Generativa, los Large Language Models (LLM) se introducen como un nuevo conjunto de riesgos que deben ser gestionados con especial atención dentro del marco de control. A diferencia de lo que puede ser la IA Tradicional, estos modelos no solo son capaces de analizar datos previos, sino que también pueden generar contenido novedoso, lo cual sin duda amplifica de manera significativa la aparición de nuevas amenazas y complejiza la implementación de mecanismos de supervisión. Uno de los riesgos intrínsecos más notorios es la alucinación (*hallucination*), fenómeno mediante el cual un modelo puede inventar información falsa como citas, referencias o

documentos inexistentes, debido a su naturaleza probabilística y no determinista. Este aspecto compromete la fiabilidad de la información producida, y dentro de los contextos organizacionales, se vuelve una amenaza que podría inducir a tomar decisiones erróneas de alto impacto. Asimismo, se suma la amenaza de la toxicidad, ya que estos sistemas, al ser entrenados por grandes volúmenes de datos obtenidos desde internet, pueden replicar y amplificar sesgos relacionados al odio, racismo, sexismo o violencia, lo cual no solo genera un riesgo de uso desde un punto de vista ético, sino que también representa un riesgo reputacional y legal para las organizaciones que los utilizan (Instituto de Auditores Internos de España, 2024).

En ese sentido, otro aspecto relevante es la falta de pertinencia en las respuestas generadas por estos modelos, lo cual puede traducirse en resultados inconsistentes y ambiguos que disminuyen tanto la eficiencia operativa como la confianza en su uso dentro de procesos críticos. Esta situación se vuelve especialmente preocupante en industrias altamente reguladas, como la financiera o la aseguradora, donde una respuesta imprecisa puede derivar en decisiones equivocadas, pérdidas económicas o incluso sanciones regulatorias. Del mismo modo, cobran relevancia aspectos vinculados a la privacidad de datos y la confidencialidad de la información, puesto que los datos sensibles o estratégicos que un usuario proporciona al sistema pueden ser almacenados, procesados o incluso filtrados a terceros, configurando un riesgo de vulneración frente a los marcos regulatorios de protección de datos vigentes. Dicho escenario se complejiza con la amenaza del *jailbreaking*, práctica mediante la cual actores maliciosos manipulan al modelo para que supere las salvaguardas de seguridad e incurra en conductas para las cuales no fue diseñado, tales como la entrega de información confidencial, la ejecución de instrucciones dañinas o la reproducción de sesgos intencionalmente explotados para influir en los resultados.

A estos riesgos se le suma la posibilidad de sesgos algorítmicos derivados de datos de entrenamiento poco representativos o contaminados, lo que puede perpetuar desigualdades y afectar negativamente la equidad en la toma de decisiones automatizadas. En conjunto, todos estos factores ponen en evidencia la necesidad ineludible de implementar controles internos robustos, protocolos de gobernanza digital, políticas de uso responsable y marcos regulatorios específicos que permitan garantizar una utilización ética, segura y alineada con los principios de transparencia, confianza y protección del usuario. Solo mediante este enfoque integral se podrá fomentar un ecosistema de inteligencia artificial generativa que contribuya a la innovación y eficiencia, sin dejar de lado la seguridad y la responsabilidad social de las organizaciones (Instituto de Auditores Internos de España, 2024, p. 36).

**Ilustración 27:** Clasificación de sistemas en AI por nivel de riesgo según la “AI Act” Europea

| Nivel de Riesgo          | Descripción                                                                                                                                    | Ejemplos                                                             |
|--------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------|
| Inaceptable              | Prohibido. Incluye manipulación del comportamiento humano, social scoring e identificación biométrica masiva en tiempo real (con excepciones). | Social scoring.                                                      |
| Alto Riesgo              | Permitido, pero sujeto a estrictos requisitos y evaluación de conformidad ex-ante. Afecta a infraestructuras críticas, educación, empleo, etc. | Contratación de personal, evaluación de acceso a servicios públicos. |
| Obligaciones Específicas | Permitido, pero sujeto a obligaciones de transparencia. Los usuarios deben saber que están interactuando con una IA.                           | Chatbots de personificación, sistemas de detección de emociones.     |
| Inexistente o Mínimo     | Permitido sin restricciones. La gran mayoría de las aplicaciones de IA entran en esta categoría.                                               | Mantenimiento predictivo, filtros de spam.                           |

**Fuente:** Adaptado de "Auditoría Interna de la Inteligencia Artificial aplicada a procesos de negocio" (p. 12), por Instituto de Auditores Internos de España, 2024, La Fábrica de Pensamiento.

Dentro del estudio, se presenta uno de los mayores desafíos para la auditoría; el fenómeno de la “caja negra” (*black box*), que se refiere a aquellos algoritmos, como redes neuronales profundas, cuyos mecanismos internos de decisión se vuelven tan complejos de procesar que resultan difícilmente explicables o interpretables para el ser humano (Instituto de Auditores Internos de España, 2024, p. 48). Esta situación incrementa el riesgo de que sesgos no detectados o errores dentro de la lógica del modelo puedan pasar desapercibidos. Con el fin de mitigar este riesgo, los programas de auditoría se ven en la obligación de incluir procedimientos específicos que no se centren en entender el paso a paso de un algoritmo, sino en validar tanto sus resultados como su comportamiento. Lo anterior implica la ejecución de análisis de sensibilidad con la finalidad de ver cómo fluctúan diversos resultados ante cambios en los datos de entrada, la definición de métricas claras de precisión y rendimiento (como tasas de falsos positivos y negativos), y la implementación de herramientas de monitoreo continuo para detectar de manera temprana anomalías en el comportamiento del modelo. La supervisión humana se vuelve, en

consecuencia, un control crucial y crítico no solo para interpretar los *outputs* del modelo, sino para asegurar que este se encuentre dentro de los límites éticos y de negocio establecidos (Instituto de Auditores Internos de España, 2024, p. 49).

## **II.4 Auditoría continua: aseguramiento en tiempo real**

La auditoría interna tradicional, con ciclos de revisión periódicos y un enfoque de revisión retrospectivo, se enfrenta a múltiples limitaciones dentro del entorno empresarial actual, caracterizado por su dinamismo. Lo volátil que son los mercados, el aumento en la complejidad de las operaciones y el cada vez más masivo volumen de datos con el que operan las compañías son solo algunos de los factores que le exigen a esta disciplina un modelo de aseguramiento más ágil, proactivo y tecnológico. Respondiendo a esta necesidad surge el concepto mencionado anteriormente de auditoría continua, la cual tiene un enfoque en la automatización permitiéndole a los auditores evaluar controles y riesgos de manera más frecuente y oportuna a lo largo del tiempo (Vasarhelyi, Kogan, & Tuttle, 2015).

A diferencia de la auditoría tradicional, la cual opera mediante muestreos y revisiones *ex post facto* (después de que ocurren los hechos), la auditoría continua es capaz de integrarse en los sistemas de información de una organización con el fin de monitorear transacciones y procesos en tiempo real. Este modelo al contrario de lo que se piensa, no busca reemplazar la función o el juicio de un auditor, sino potenciarlos, liberándolo de tareas manuales y repetitivas para que pueda centrarse en el análisis de excepciones, la investigación de anomalías y la provisión de aseguramiento estratégico a la alta dirección (Bumgarner & Firestone, 2018).

### **II.4.1 Fundamentos y beneficios de la auditoría continua**

La auditoría continua surge como una respuesta que combina eficiencia y tecnología para enfrentar la creciente problemática de la obsolescencia del modelo de auditoría tradicional dentro del contexto de un mercado cada vez más digitalizado. La auditoría tal y como se conoce hasta el día de hoy, como una disciplina anclada a ciclos periódicos de revisión y a un análisis retrospectivo basado en muestreos, enfrenta tres grandes desafíos que erosionan su relevancia en la actualidad: el desfase entre la ocurrencia

de un evento y su posterior revisión, la incapacidad de analizar la totalidad de las transacciones de una organización, y la gran dependencia en procesos manuales que son propensos al error humano (Manita et al., 2020).

Dentro de un entorno empresarial en donde las operaciones son en su mayoría (por no decir en su totalidad) digitales, el volumen de datos es realmente masivo (Big Data), lo cual provoca que los riesgos vayan evolucionando en tiempo real, por lo cual este enfoque reactivo de la profesión se vuelve inadecuado e ineficiente para las organizaciones. La auditoría continua, por el contrario, se define como un enfoque metodológico y automatizado el cual les permite a los auditores brindarles a sus empresas un aseguramiento sobre controles, riesgos y transacciones de un negocio, de una manera frecuente y mucho más oportuna a lo largo del tiempo, desplazando el paradigma de una revisión *post-mortem* a un monitoreo proactivo y en tiempo real (Zalaan, Izadinia, & Hamidian, 2024). Por lo tanto, su implementación no solo implica la adopción de nuevas herramientas para el auditor, sino una reinención de su rol, el cual pasa de ser un verificador y validador histórico a un analista de riesgos dinámico lo cual lo convierte en un asesor estratégico para su organización.

**Ilustración 28:** Comparativa entre métodos de auditoría



**Fuente:** Elaboración propia

Los beneficios en cuanto a la adopción de un modelo de auditoría continua dentro de las empresas son transformadores y transversales, lo cual impacta directamente en la eficacia de la gobernanza y de la gestión de los riesgos. Uno de los beneficios más disruptivos de esta metodología es la capacidad de detectar tempranamente anomalías y de mitigación de riesgos en tiempo real. Al ser capaces de analizar el 100% de una población de datos en lugar de muestras limitadas como lo hace la auditoría tradicional, los sistemas de auditoría continua pueden identificar patrones sutiles, fraudes emergentes y fallas en los controles, con una velocidad y precisión impensables para los métodos manuales, lo cual lo convierte en un sistema de alerta temprana para la alta dirección (Rico et al., 2025). Esta capacidad de análisis no solo reduce considerablemente las posibles pérdidas financieras al acortar las ventanas de exposición a riesgos, sino que también actúa como un poderoso elemento disuasorio, ya que el conocimiento de un monitoreo constante desincentiva comportamientos que pudiesen ser fraudulentos o negligentes (Zalaan, Izadinia, & Hamidian, 2024). De esta manera, la auditoría continua transforma el control interno desde una red de seguridad “estática” a un sistema activo capaz de responder dinámicamente a la aparición de nuevas amenazas.

En consecuencia, su implementación fomenta una cultura organizacional basada en la transparencia y rendición de cuentas, en donde la información fluye de manera inmediata hacia los distintos niveles de gestión en una organización, fortaleciendo así la toma de decisiones estratégicas. En paralelo, la integración de nuevas tecnologías como la Inteligencia Artificial, minería de datos o blockchain (cadena de bloques para almacenar información en las empresas) dentro de los sistemas de auditoría interna potencia aún más el alcance de esta metodología, permitiéndole no solo la detección sino también la predicción de riesgos futuros. De esta manera, la auditoría interna deja de ser un mecanismo reactivo y pasa a ser una herramienta estratégica capaz de generar confianza entre inversionistas, reguladores y demás partes interesadas, lo cual consolida a la profesión como un factor clave dentro de la sostenibilidad y la resiliencia de las organizaciones (Rico et al., 2025).

Otro pilar del modelo es la optimización de los recursos de auditoría y su rol estratégico. La automatización de tareas repetitivas y de alto volumen, como conciliación de datos, pruebas de segregación de funciones o verificación de cumplimiento de políticas, libera al talento humano de la carga operativa (Alassuli, 2025). Lo anterior permite una gestión estratégica del tiempo y el esfuerzo de los auditores hacia actividades que contengan un mayor valor agregado, como la investigación de excepciones complejas, el análisis de tendencias de riesgo, la evaluación de la eficacia de nuevos procesos de negocio y la provisión de asesoramiento proactivo a la alta dirección y al comité de auditoría

(Mpofu, 2023). En consecuencia, la auditoría interna es capaz de evolucionar con este modelo, pasando de ser percibida como un centro de costos enfocado solo en el cumplimiento, a consolidarse como un verdadero socio estratégico que aporta y contribuye directamente a la mejora del desempeño organizacional (Alassuli, 2025).

Esta evolución se traduce en una mayor capacidad para anticipar riesgos emergentes y alinear planes de auditoría con los objetivos estratégicos de una organización, reforzando la credibilidad del área. Por otra parte, la incorporación de tecnologías como la analítica avanzada, el aprendizaje automático y la minería de procesos amplifica significativamente el alcance de las auditorías, permitiendo una cobertura integral de los procesos, lo cual trasciende de la muestra tradicional y se extiende hacia la totalidad de los datos corporativos disponibles. Tal como plantean Manita, Elommal, Baudier y Hikkerova (2020), esta transformación digital fortalece la gobernanza corporativa, lo cual incrementa la transparencia de información y reduce los márgenes de discrecionalidad en la gerencia.

La siguiente tabla sintetiza las diferencias críticas de ambos enfoques, fundamentada en la revisión de la literatura reciente:

***Ilustración 29: Diferencias entre auditoría tradicional vs auditoría continua***

| <b>Característica</b>      | <b>Auditoría Tradicional</b>                                                                                                  | <b>Auditoría Continua</b>                                                                                                                   |
|----------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Enfoque Temporal</b>    | Retrospectivo y periódico. Analiza eventos que ya ocurrieron con un desfase de meses (Manita et al., 2020)                    | Proactivo y en tiempo real. Monitorea y analiza transacciones y controles a medida que suceden (Alassuli, 2025)                             |
| <b>Cobertura de Datos</b>  | Basada en muestreo. Se analiza una pequeña fracción de la población, con riesgo de no detectar errores (Manita et al., 2020). | Análisis del 100% de la población de datos. Se eliminan los errores de muestreo y se aumenta la cobertura del riesgo (Manita et al., 2020). |
| <b>Detección de Fraude</b> | Lenta y reactiva. El fraude puede permanecer sin ser detectado durante largos períodos (Zalaan, Izadinia, & Hamidian, 2024).  | Rápida y preventiva. Funciona como un sistema de alerta temprana y un fuerte disuasorio (Rico et al., 2025).                                |
| <b>Rol del Auditor</b>     | Verificador de cumplimiento y documentador de hallazgos pasados (Rico et al., 2025).                                          | Analista de datos, investigador de excepciones y asesor estratégico en tiempo real (Mpofu, 2023).                                           |

|                         |                                                                                                                      |                                                                                                                       |
|-------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Base Tecnológica</b> | Herramientas manuales o semiautomatizadas (ej. hojas de cálculo, software de análisis básico) (Manita et al., 2020). | Plataformas integradas con RPA, IA, Machine Learning y Analítica Avanzada (Alassuli, 2025).                           |
| <b>Entrega de Valor</b> | Aseguramiento periódico sobre la eficacia de los controles en un punto del tiempo (Manita et al., 2020).             | Aseguramiento continuo, visibilidad constante del estado de los riesgos y la salud del control interno (Perez, 2023). |

***Fuente: Elaboración Propia***

De manera complementaria, Zalaan, Izadinia y Hamidian (2024) evidencian que la auditoría continua contribuye directamente en la reducción del fraude dentro de mercados emergentes, lo cual confirma que el rol estratégico de esta disciplina no se limita únicamente a la eficiencia operativa, sino también respalda la protección de intereses de sus stakeholders (como inversionistas, reguladores y demás partes interesadas). Así, la auditoría no solo cumple su tradicional rol de supervisión, sino que también se erige como un catalizador de innovación y como agente de cambio organizacional, lo cual fortalece su sostenibilidad en el largo plazo. De esta manera, la auditoría interna deja de estar confinada a la revisión *ex post* de operaciones pasadas y se convierte en un área preventiva, predictiva y de apoyo estratégico para la toma de decisiones críticas dentro de una organización.

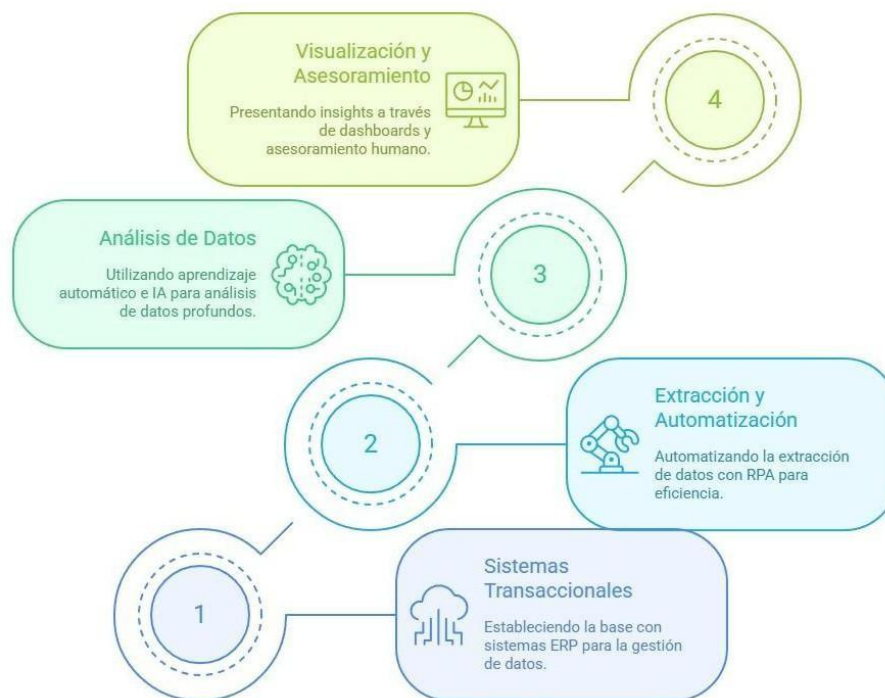
## **II.4.2 Tecnologías habilitadoras: el rol de la IA y la automatización**

La transición hacia un modelo de auditoría continua para las organizaciones depende en gran medida de la implementación de una serie de tecnologías digitales avanzadas. Estas herramientas no funcionan como simples complementos de la metodología, sino que sientan los cimientos sobre los cuales se construye un programa de aseguramiento en tiempo real. La Automatización Robótica de Procesos (RPA) constituye la capa fundamental dentro de esta arquitectura tecnológica. La RPA utiliza “bots” de software capaces de emular las acciones humanas y a la vez de interactuar con los sistemas de información para ejecutar tareas de gran volumen estructuradas y basadas en reglas, pero a una velocidad y con una precisión sobrehumanas (Alassuli, 2025).

Dentro del contexto de la auditoría continua, los bots de RPA son los responsables de la extracción, agregación y formateo de datos de múltiples fuentes como ERPs (Planificación de Recursos Empresariales), CRMs (Gestión de las Relaciones con los Clientes) y sistemas legados (sistemas informáticos antiguos dentro de una organización), las cuales son tareas que tradicionalmente consumen una porción significativa del tiempo de trabajo para un auditor. Además, estos bots son capaces de ejecutar pruebas de control automatizadas, tales como la verificación de asientos contables, la realización de conciliaciones de cuentas complejas o el monitoreo de perfiles de acceso, notificando instantáneamente cualquier excepción que haya sido detectada (Manita et al., 2020). Al delegar estas labores mecánicas a estos bots, se garantizan una serie de correcciones y mejoras de eficiencia dentro de sus procesos, tales como garantizar una ejecución consistente, la eliminación de errores humanos y la generación de una pista de auditoría digital completa de todas las pruebas automatizadas (Alassuli, 2025).

Sobre esta base de automatización, la Inteligencia Artificial, y más específicamente el Machine Learning, introducen una capacidad de análisis que se vuelve tanto inteligente como adaptativa, superando las limitaciones de los sistemas que se encuentran basados en el cumplimiento de reglas previamente establecidas. Mientras que la RPA y los scripts tradicionales (instrucciones escritas en lenguajes de programación sencillos como Bash o Python) pueden identificar desviaciones o anomalías que están predefinidas, los algoritmos de Machine Learning son capaces de aprender desde patrones históricos de datos para identificar anomalías complejas y desconocidas, lo cual se vuelve crucial para la detección de fraudes más sofisticados y riesgos emergentes (Du, 2024). Por ejemplo, un modelo de aprendizaje no supervisado es capaz de revisar y analizar millones de transacciones de gastos detectando comportamientos atípicos en un usuario, aunque cada gasto individual cumpla con las políticas, lo cual entrega indicios de un posible fraude (Tandiono, 2023). De igual forma, los modelos de aprendizaje supervisado, entrenados con datos históricos, son capaces de clasificar nuevas transacciones en tiempo real según su probabilidad de resultar fraudulentas, lo cual les permite a los auditores enfocar su atención únicamente en los casos de mayor riesgo (Kureljusic & Karger, 2024). La incorporación de estas técnicas, especialmente el Deep Learning, una rama del Machine Learning que utiliza redes neuronales artificiales con muchas capas que procesan grandes volúmenes de datos, mejoran exponencialmente la precisión en la detección de anomalías y en la calidad general del análisis de una auditoría (Tandiono, 2023).

**Ilustración 30:** Esquema de la Evolución de la Auditoría Digital



**Fuente:** Elaboración propia

Finalmente, para que estas tecnologías puedan operar a su máximo potencial, se vuelve indispensable que las empresas sean capaces de gestionar y analizar Big Data. El valor que otorgan herramientas tecnológicas como la Inteligencia Artificial o el Machine Learning es directamente proporcional a la cantidad y a la calidad de los datos con los que son alimentados. La arquitectura de la auditoría continua debe tener la capacidad de ingerir, procesar y analizar volúmenes de datos estructurados (como tablas de bases de datos) y no estructurados (correos electrónicos, contratos, logs de sistema) a alta velocidad (Manita et al., 2020). Aquí es donde entran en juego tecnologías como el Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN), una rama de la IA capaz de analizar miles de contratos de proveedores para identificar cláusulas de riesgo o analizar las justificaciones de entradas de diario manual para detectar explicaciones sospechosas (Adelakun, 2022). La convergencia de RPA para la automatización, Big Data para la escala, y la IA/ML/PLN para la inteligencia, crea un ecosistema tecnológico que no solo hace posible la auditoría continua, sino que la convierte en una función de aseguramiento tanto predictiva como cognitiva, lo cual se vuelve indispensable para la supervisión de las organizaciones modernas.

**Ilustración 31: Rol e Impacto de cada tecnología en la Auditoría Continua**

| <b>Tecnología Habilitadora</b>                    | <b>Rol Específico en la Auditoría Continua</b>                                                                                 | <b>Impacto Estratégico en la Función de Auditoría</b>                                                                                             | <b>Fuente de Referencia</b> |
|---------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------|
| <b>Automatización Robótica de Procesos (RPA)</b>  | Extracción y consolidación de datos; ejecución de pruebas de control basadas en reglas; conciliaciones automáticas.            | Elimina el error humano, aumenta la eficiencia, libera al auditor de tareas repetitivas y reduce costos operativos.                               | (Alassuli, 2025)            |
| <b>Machine Learning (ML) y Deep Learning (DL)</b> | Detección de anomalías y patrones atípicos; clasificación y predicción de transacciones fraudulentas; análisis de sentimiento. | Pasa de la detección basada en reglas a la detección inteligente y adaptativa; mejora drásticamente la precisión en la identificación de fraudes. | (Du, 2024).                 |
| <b>Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN)</b>   | Análisis de datos no estructurados como contratos, correos electrónicos, y justificaciones de asientos contables.              | Amplía el alcance de la auditoría a fuentes de datos previamente inaccesibles, permitiendo la identificación de riesgos cualitativos.             | (Adelakun, 2022)            |
| <b>Análítica de Big Data</b>                      | Proporciona la infraestructura para procesar y analizar en tiempo real el universo completo de datos de la organización.       | Permite el análisis del 100% de la población de datos, eliminando el riesgo de muestreo y proporcionando una base para la IA.                     | (Manita et al., 2020)       |

**Fuente:** Elaboración propia

## II.5 Casos de éxito en la aplicación de IA y automatización en auditoría interna

El análisis de tecnologías como la Inteligencia Artificial, el Machine Learning, la Automatización Robótica de Procesos (RPA) y el Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) no resulta completo sin mencionar cómo estas herramientas han sido implementadas en entornos corporativos reales. Dentro de los últimos años, diversas organizaciones globales han integrado estas herramientas dentro de las funciones principales de sus auditores internos con el objetivo de maximizar su eficiencia, ampliar la cobertura de revisiones y fortalecer su rol estratégico. Estos casos no solo permiten ilustrar las aplicaciones desde la teoría, sino también identificar los beneficios tangibles de su implementación dando cuenta de la detección temprana de anomalías y una mejor alineación con los riesgos estratégicos de la alta dirección (PwC, 2023; Deloitte WSJ Risk & Compliance, 2024). A continuación, se presentan tres

experiencias empresariales que reflejan de manera concreta el potencial transformador de la IA y la automatización en la auditoría interna: Microsoft, con el uso de Machine Learning y visión computacional para auditar facturas; Saint-Gobain, a través de la minería de procesos y RPA para agilizar auditorías globales; y WestRock, mediante la incorporación de IA generativa en la planificación y elaboración de programas de auditoría:

### **II.5.1 Microsoft: Auditoría interna digitalizada con ML y visión computacional**

Microsoft, además de ser líder en cuanto al desarrollo de soluciones tecnológicas globales, ha buscado transformar sus mecanismos de auditoría interna mediante el uso de herramientas basadas en Machine Learning y visión computacional para revisar facturas y otros documentos de soporte. Tradicionalmente, la compañía enfrentaba desafíos asociados al volumen masivo de comprobantes y la posibilidad de fraudes o duplicaciones difíciles de identificar con revisiones manuales o muestreos estadísticos.

En 2024, la compañía reportó la implementación de un “Audit Digitization Tool” diseñado para detectar de forma más precisa facturas que contenían imágenes recicladas o documentos visualmente similares, una práctica frecuente en esquemas de fraude. La herramienta utiliza algoritmos de clasificación y comparación de imágenes para analizar de manera autónoma los documentos, correlacionándolos con metadatos de proveedores, importes y fechas (Bay, 2024).

Su impacto ha sido significativo. Por un lado, la capacidad que tiene para revisar poblaciones completas de facturas les ha permitido a los auditores trascender del muestreo tradicional y trabajar con evidencia integral. Por otra parte, los hallazgos se transforman en alertas priorizadas que facilitan la toma de decisiones y reducen el tiempo invertido en tareas rutinarias. En palabras de Microsoft, el sistema ha conseguido que la identificación de facturas sospechosas sea más precisa y ágil, liberando recursos humanos para investigaciones más complejas (Bay, 2024).

Desde la perspectiva de la auditoría interna, este caso demuestra cómo la inteligencia artificial potencia el aseguramiento sin reemplazar el juicio profesional. El auditor sigue siendo responsable de validar hallazgos y emitir conclusiones, pero ahora cuenta con indicadores generados en tiempo real que fortalecen la trazabilidad del control y elevan la confianza de la alta dirección y del comité de auditoría.

Asimismo, la iniciativa se alinea con los marcos de control como COSO, ya que refuerza el componente de actividades de control al automatizar verificaciones y al mismo tiempo amplía el alcance de la supervisión.

En síntesis, el caso de Microsoft evidencia que la digitalización de la auditoría interna no solo aumenta la eficiencia operativa, sino que fortalece la gobernanza corporativa al ofrecer visibilidad inmediata sobre riesgos de fraude y anomalías en los procesos financieros.

**Ilustración 32:** Sede principal de Microsoft en Washington, Estados Unidos



**Fuente:** Extraído de “What will Microsoft do next?” por **L. Williams**, 2021, Investment Monitor.  
Recuperado de <https://www.investmentmonitor.ai/big-tech/what-will-microsoft-do-next/>

## II.5.2 Saint-Gobain: Minería de procesos y RPA en auditoría global

El grupo Saint-Gobain, multinacional francesa de materiales de construcción presente en más de 70 países, enfrentaba una problemática común dentro de las grandes organizaciones: la necesidad de revisar anualmente cientos de procesos en diversas filiales, con limitaciones de tiempo y recursos para auditar operaciones tan extensas.

Para abordar este desafío, la compañía implementó Minería de Procesos (Process Mining) como su estrategia principal para abordar auditorías. Mediante esta metodología, los auditores extraen registros de eventos de los sistemas ERP, reconstruyen el flujo real de procesos como Purchase-to-Pay (P2P) y Order-to-Cash (O2C), e identifican desviaciones dentro de los modelos proyectados. Según reportes, esta práctica permitió ahorrar aproximadamente 240 semanas de trabajo al año, reduciendo en hasta dos semanas la duración promedio de cada auditoría interna en un total de 120 tareas anuales (Celonis, 2023).

El cambio más profundo se observó en la percepción del rol de la auditoría interna. Antes era vista como un actor principalmente sancionador o de control, pero tras la adopción de la minería de procesos y RPA pasó a concebirse como un socio estratégico del negocio. Esto se debe a que los hallazgos ya no eran simples listados de cumplimiento, sino *insights* accionables sobre cuellos de botella, incumplimientos de segregación de funciones o retrasos críticos en la cadena de valor.

La auditoría interna logró también aumentar su cobertura, pasando de revisar muestras limitadas a tener visibilidad completa de las transacciones. Esta capacidad responde a uno de los principales desafíos identificados por el sector: la desconexión entre los riesgos estratégicos de la alta dirección y el alcance de los planes de auditoría (PwC, 2023). En este caso, Saint-Gobain alineó el trabajo de auditoría con los riesgos operativos clave, generando información en tiempo real que permitió tomar medidas correctivas inmediatas.

En el plano organizacional, la iniciativa contribuyó a reposicionar al área de auditoría dentro del modelo de las tres líneas de defensa, fortaleciendo la segunda línea de gestión de riesgos y consolidando su valor estratégico. Así, la minería de procesos dejó de ser una herramienta exclusiva de control para convertirse en un instrumento de gobernanza corporativa que optimiza la eficiencia y genera confianza entre la gerencia y los stakeholders.

***Ilustración 33: Sede de Saint-Gobain en Courbevoie, Francia***



*Fuente: Extraído de New Hampshire Bulletin (2024).*

### **II.5.3 WestRock: GenAI y PLN para planificación y programas de auditoría**

WestRock, una de las principales compañías globales en cuanto a sostenibilidad, se enfrentaba al reto de aumentar la productividad y relevancia de su función de auditoría interna en un contexto de transformación digital y creciente complejidad regulatoria. Para ello, decidió experimentar con inteligencia artificial generativa (GenAI) en tareas relacionadas con la planeación de auditorías, la elaboración de matrices de riesgos y controles (RCM) y la preparación de programas de trabajo (Deloitte; WSJ Risk & Compliance, 2024).

La adopción fue cuidadosamente diseñada para evitar riesgos de confianza y seguridad de datos. El área de TI de WestRock creó un espacio donde los auditores podían interactuar con modelos de lenguaje sin comprometer información sensible. Esto permitió generar borradores de documentos clave que luego fueron revisados y ajustados por los profesionales. De esta manera, se consiguió reducir el tiempo de

preparación de auditorías, aumentar la consistencia de los informes entregables y liberar capacidad para labores de mayor valor.

Más allá de la eficiencia, el proyecto redefinió el posicionamiento de la auditoría interna dentro de la organización. La función pasó de invertir gran parte de su tiempo en tareas administrativas a consolidarse como un asesor proactivo, con capacidad de análisis estratégico y de apoyo a la gestión de riesgos en tiempo real. Este proceso se acompañó de una política de “IA responsable”, que incluyó principios de transparencia, gobernanza de datos y obligatoriedad de la revisión humana antes de la emisión de cualquier informe (Deloitte; WSJ CIO, 2024).

El caso de WestRock evidencia un aspecto central para el futuro de la auditoría: la necesidad de construir confianza en el uso de GenAI. Si bien los modelos pueden generar contenido útil de manera inmediata, el verdadero valor surge al integrarlos dentro de un marco de control robusto que garantiza la calidad, pertinencia y responsabilidad de los resultados. Con este enfoque, WestRock no solo mejoró la productividad de su equipo de auditoría, sino que sentó las bases para una transición hacia esquemas de auditoría continua y dinámica, donde la inteligencia artificial acompañe de forma permanente la evaluación de riesgos y la planificación anual.

***Ilustración 34: Sede de WestRock en Iowa, Estados Unidos***



***Fuente: Extraído de Corridor Business Journal (2024).***

## II.6 Nuevas tendencias en IA: Más allá de la automatización convencional

El paradigma de la Inteligencia Artificial (IA) dentro del entorno corporativo experimenta una profunda y acelerada metamorfosis. Si bien la primera ola de nuevas tecnologías como el Machine Learning o la Automatización Robótica de Procesos (RPA) marcaron un punto de inflexión al optimizar procesos mediante la automatización de tareas que son cognitivas y repetitivas, su enfoque se ha mantenido, en gran medida, dentro de los límites de la inteligencia asistida (Bakinsky, 2025). Hoy en día, el horizonte de la IA se encuentra en expansión hacia nuevas fronteras que prometen una disrupción de segundo orden, la cual se encuentra principalmente impulsada por la IA generativa, que redefine no solo la eficiencia, sino la propia naturaleza del análisis y la toma de decisiones estratégicas. Estas tendencias emergentes trascienden desde la mera automatización de procesos para dar paso a una nueva era de colaboración humano-IA, en donde las capacidades sintéticas de razonamiento, creación y simulación de escenarios se vuelven trascendentales (Cristofaro & Giardino, 2025). Tecnologías como la Inteligencia Artificial Explicable (XAI), las plataformas de IA Generativa y la IA Causal ya no son inteligencias que se limitan a identificar patrones dentro de datos históricos, sino que buscan dotar de transparencia y credibilidad a las decisiones algorítmicas, generando escenarios de riesgo hipotéticos y, fundamentalmente, a responder al “porqué” de los eventos en un negocio (Mumuni & Mumuni, 2025).

Este gran salto evolutivo implica que el rol de esta disciplina se encuentra dentro de un umbral transformador: de ser un verificador de controles ya ejecutados e implementados a convertirse en un supervisor proactivo de los marcos de gobernanza de la IA y un validador tanto de la lógica como de la ética de los modelos (PwC, 2025). El impacto de estas nuevas tendencias será profundo y estructural, forzando a numerosas profesiones, entre ellas la auditoría, a desarrollar nuevas competencias para procesar no solo transacciones, sino también los modelos mismos, con la finalidad de asegurar su fiabilidad y alineación con los objetivos de las organizaciones en entornos cada vez más autónomos (Martinez, Robinson, Clark, & James, 2024).

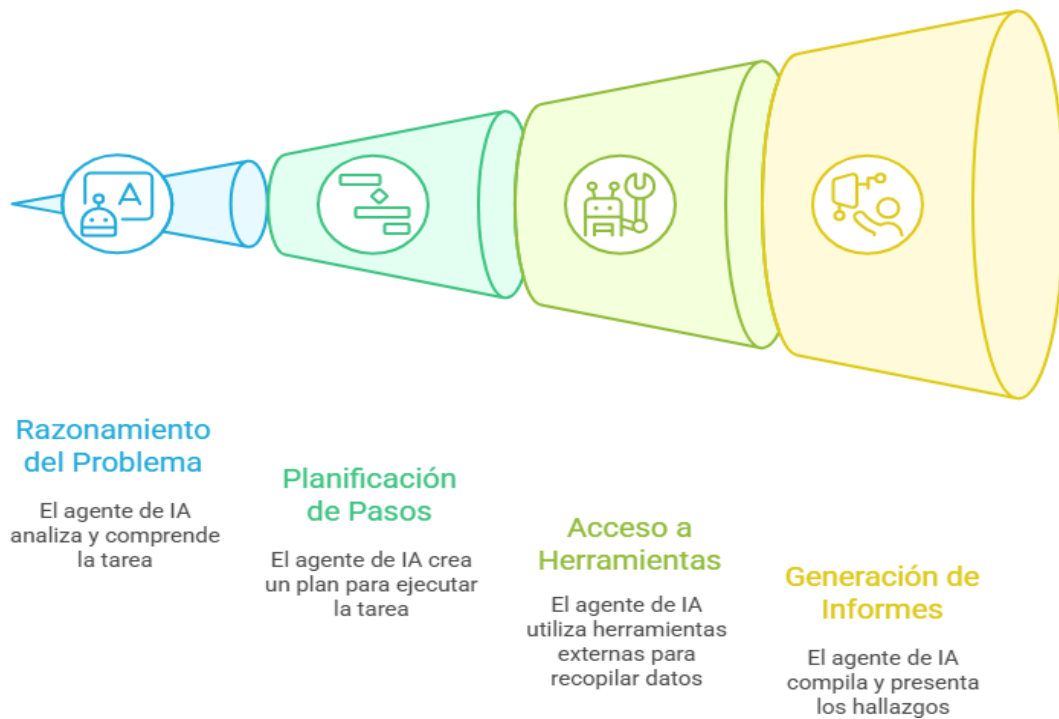
Esta evolución genera un cambio más allá de una simple actualización tecnológica; se trata más bien de una redefinición en cuanto a cómo conocemos la interacción entre humanos y máquinas, alineada con los principios de la Industria 5.0. Dentro de este nuevo modelo, la colaboración centrada en el ser humano se vuelve un pilar fundamental, en donde la IA no busca reemplazar, sino complementar tanto su creatividad como su juicio profesional (Nikiforidis et al., 2025). En ese sentido, la confianza y la transparencia se vuelven requisitos indispensables para la adopción de estos sistemas avanzados, por lo

que tecnologías como la IA Explicable (XAI) adquieren una relevancia crítica, actuando como un puente necesario entre la opacidad de algoritmos complejos y los auditores que depositan su confianza en ellos para la toma de decisiones (Bakinsky, 2025).

Dando una mirada hacia el futuro, la tendencia más disruptiva es la transición desde los sistemas de IA “copiloto”, que asisten a los profesionales bajo demanda, hacia “agentes de IA” (*AI agents*), los cuales operan como “autopilotos” (Schreyer et al., 2024). Estos agentes actúan como sistemas autónomos que son capaces de perseguir de forma independiente objetivos complejos y abiertos, como la realización de un procedimiento de auditoría completo (Schreyer et al., 2024). Complementando lo anterior, un agente de IA es capaz de, por ejemplo, recibir la instrucción de “identificar posibles fraudes dentro de registros financieros” y, a partir de ahí, crear un razonamiento desde el problema instruido, planificando los pasos a seguir, accediendo a herramientas externas como bases de datos y/o software de visualización, generando informes detallados desde sus hallazgos, todo dentro de los márgenes de una supervisión humana limitada (Schreyer et al., 2024). Esta nueva capacidad para descomponer objetivos, ejecutar acciones y refinar resultados de manera iterativa representa el siguiente nivel de automatización inteligente, lo cual promete transformar radicalmente tanto la eficiencia como el alcance de la función de auditoría (Schreyer et al., 2024).

En ese sentido, la consolidación de agentes autónomos no solo redefine el rol del auditor, sino que también plantea un reto regulatorio y ético de gran magnitud. Será indispensable establecer límites sobre el nivel de autonomía permitido, definir protocolos de actuación ante errores o sesgos, y garantizar la trazabilidad de cada decisión tomada, de modo que las organizaciones puedan explicar y justificar sus resultados frente a entes fiscalizadores o partes interesadas. Asimismo, la integración de estos agentes exige un rediseño cultural dentro de las instituciones, fomentando competencias digitales y una visión estratégica de la tecnología, ya que el valor no radicará únicamente en la automatización de tareas, sino en la capacidad de utilizar estos sistemas como socios estratégicos que potencien el juicio profesional humano. En última instancia, este cambio abre un debate sobre el equilibrio entre eficiencia y control, en donde la transparencia, la responsabilidad y la confianza se configuran como pilares esenciales para la adopción exitosa de esta tecnología en el ámbito empresarial y, en particular, en el campo de la auditoría.

**Ilustración 35:** Proceso de auditoría autónoma de la IA



**Fuente:** Elaboración propia

## II.6.1 Inteligencia Artificial explicable: Abriendo la caja negra para generar confianza

A medida que los modelos de Inteligencia Artificial, y en particular el Machine Learning, se vuelven mucho más complejos y autónomos, nace un desafío importante que amenaza la adopción de estos modelos en áreas críticas como las finanzas, la contabilidad o la auditoría: el problema de la “Caja Negra” (black box) (Mumuni & Mumuni, 2025). El fenómeno de la “Caja Negra” (black box) se refiere a sistemas, en especial a modelos de aprendizaje automático como redes neuronales profundas, las cuales tienen procesos internos de decisión que no son transparentes ni comprensibles, incluso para sus propios creadores. Este fenómeno se presenta cuando se conoce lo que entra al sistema (input) y lo que sale de él (output), pero no se sabe con exactitud cómo se llega a esa salida, qué características se están considerando, cómo se ponderan, ni qué transformaciones intermedias tienen lugar. Esta opacidad en los

procesos puede generar problemas de confianza, responsabilidad, detección de sesgos y errores, sobre todo dentro de aplicaciones sensibles (Hussain, Hussain, & Hossain, 2021).

Algoritmos avanzados, en especial redes neuronales profundas, a menudo operan de maneras que no son intuitivamente comprensibles para los humanos, lo cual genera una barrera de desconfianza con la IA, y dificulta la validación de sus propios resultados (Nikiforidis et al., 2025). Como una solución a este desafío, surge la Inteligencia Artificial Explicable (XAI), un nuevo campo de investigación y un conjunto de técnicas diseñadas para lograr que las decisiones de los sistemas de IA sean transparentes, interpretables y confiables para los usuarios humanos (Martinez, Robinson, Clark, & James, 2024).

La XAI no busca simplificar los modelos de Inteligencia Artificial reduciendo o sacrificando su precisión, sino más bien crear una especie de “traducción” entre la lógica algorítmica de los modelos y el propio razonamiento humano. Su principal objetivo es ser capaz de responder a pregunta clave que una persona se haría de forma natural: ¿Por qué el modelo tomó esa decisión? ¿En qué factores basó su predicción? ¿Cuáles son sus limitaciones y qué tan seguro está de su resultado? (PwC, 2025). Esta capacidad de explicación se vuelve vital dentro del ámbito del control contable, en donde la trazabilidad, la justificación de la evidencia y el cumplimiento normativo son pilares fundamentales (Zhang, Cho, & Vasarhelyi, 2022). Un modelo que es capaz de alertar sobre un posible fraude pero que no puede explicar los motivos de su sospecha, tiene poco valor dentro de un proceso de auditoría que exige evidencia documentada y defendible.

La implementación de XAI dentro de las organizaciones puede ser capaz de transformar los procesos de auditoría, ya que le permite a los profesionales ir más allá de la simple aceptación de un resultado algorítmico. Facilita una colaboración en donde el auditor tiene la posibilidad de interrogar en tiempo real al modelo ejerciendo un juicio profesional informado y fundamentado. Lo anterior no solo disminuye riesgos como los sesgos algorítmicos no detectados, sino que también fortalece la gobernanza sobre los sistemas de IA, un requisito cada vez más demandado por altos directorios y comités de auditoría (Cristofaro & Giardino, 2025).

**Ilustración 36: Proceso Funcional de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI)**

| Fase                      | Componentes Clave                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             | Descripción en el Contexto de Auditoría                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
|---------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Entrada (Input)</b>    | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Datos Transaccionales: Registros contables, facturas, contratos.</li> <li>2. Modelo de IA "Caja Negra": Algoritmo entrenado (ej. red neuronal).</li> <li>3. Predicción Específica: El resultado del modelo a explicar (ej. "Transacción X es 95% probable de ser anómala").</li> </ol>                                                                                                              | El proceso inicia con los datos que el auditor necesita evaluar. Un modelo de Machine Learning previamente entrenado procesa un lote de transacciones (por ejemplo, todos los pagos a proveedores del último trimestre) y genera una predicción o clasificación para una de ellas, la cual el auditor necesita validar.                                                                                                                                                                                            |
| <b>Procesamiento (CQ)</b> | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Técnica de XAI: Aplicación de un método como SHAP o LIME.</li> <li>2. Análisis de Contribución: El algoritmo de XAI calcula cómo cada variable de entrada (monto, proveedor, fecha, etc.) influyó en la predicción final.</li> <li>3. Generación de Justificaciones: Se construyen explicaciones locales (para esa transacción) y globales (sobre el comportamiento general del modelo).</li> </ol> | Aquí opera el núcleo de la XAI. El auditor, a través de una plataforma de control, "interroga" al modelo sobre su decisión. Técnicas como SHAP (SHapley Additive exPlanations) descomponen la predicción, asignando un valor de importancia a cada dato de entrada. Por ejemplo, determina que el "monto inusualmente alto" y la "hora de aprobación fuera del horario laboral" fueron los dos factores que más contribuyeron a marcar la transacción como sospechosa (Zhang, Cho, & Vasarhelyi, 2022).            |
| <b>Salida (Output)</b>    | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Explicación en Lenguaje Natural: Un resumen textual (ej. "La transacción fue marcada por un monto elevado y una aprobación fuera de horario").</li> <li>2. Visualización de Datos: Gráficos que muestran la importancia de cada factor.</li> <li>3. Evidencia Auditable: Un reporte exportable que documenta la predicción y su justificación.</li> </ol>                                           | El resultado final es una explicación multi-formato. El auditor recibe un informe claro y conciso que puede incluir gráficos de barras mostrando qué variables empujaron la decisión hacia "anómala" y cuáles no. Esta salida no es solo una ayuda visual, sino que se convierte en evidencia de auditoría digital, un registro trazable que justifica por qué se decidió investigar una transacción específica, fortaleciendo así el rigor y la defendibilidad del proceso de control (Nikiforidis et al., 2025). |

**Fuente:** Elaboración propia a partir de Martinez, Robinson, Clark, & James (2024) y Zhang, Cho, & Vasarhelyi (2022).

En definitiva, la XAI actúa como un puente indispensable entre el poder predictivo de la IA y la necesidad de evidencia que define a la auditoría. Al abrir la "caja negra", no solo se genera la confianza necesaria para adoptar estas tecnologías en procesos críticos, sino que se potencia el rol del auditor, transformándolo de un supervisor de procesos manuales a un validador estratégico de sistemas inteligentes (Zhang, Cho, & Vasarhelyi, 2022).

## **II.6.2 Modelos Fundacionales Multimodales: Una comprensión integral del dato**

Más allá de la especialización dentro de un único tipo de dato o información, la nueva generación de Inteligencia Artificial avanza hacia una capacidad de entendimiento global de datos, similar a la humana, mediante el desarrollo de Modelos Fundacionales Multimodales (Multimodal Foundational Models). Esta nueva tendencia representa un salto cualitativo importante: en lugar de procesar un único tipo de dato, por ejemplo, en formato de texto, estos sistemas están diseñados para integrar diversas modalidades de datos, como texto, imágenes, audio y registros estructurados (Wang et al., 2025). La multimodalidad representa un cambio de paradigma, ya que con ella la IA deja de ser una herramienta de productividad para procesar tareas aisladas (como la redacción o la codificación de textos) para convertirse en un agente interactivo el cual es capaz de interpretar el contexto de una situación a partir de una diversa variedad de fuentes, de la misma manera en la que un profesional es capaz de integrar la lectura de un informe (texto), la observación de un gráfico (imagen) y una conversación (audio) con la finalidad de llegar a una conclusión informada (ETH Zurich, 2025).

Esta capacidad les permite a los modelos multimodales obtener una comprensión más amplia y refinada de la información, reduciendo la ambigüedad y descubriendo patrones que serían intangibles para un sistema unimodal (Laukkanen, 2025). Dentro del ámbito empresarial, y en particular para la auditoría, esto significa que la Inteligencia Artificial puede empezar a analizar la evidencia no como fragmentos aislados de información, sino como un “todo” coherente, permitiéndole al área un nivel de aseguramiento y análisis sin precedentes. En este sentido, la integración de datos financieros, documentales, visuales y contextuales bajo un mismo marco analítico no solo aumenta la precisión de los hallazgos, sino que también fortalece la capacidad de anticipar riesgos, detectar anomalías y respaldar la toma de decisiones estratégicas con mayor objetividad y consistencia.

## Funcionamiento teórico: De múltiples entradas a una salida unificada

La arquitectura de un modelo multimodal está diseñada para superar el desafío de procesar fuentes de datos heterogéneas, cada una incluyendo sus propias características y estructuras. Pese a que existen variadas configuraciones, el principio general sigue un flujo de tres etapas clave dentro de su proceso:

- **Input (Entradas Multimodales):** El sistema recibe de manera simultánea diferentes tipos de datos, ya sea texto, imágenes, audio, entre otros. Por ejemplo, para una tarea de auditoría, el input podría ser una factura escaneada (imagen), los datos transaccionales asociados en una base de datos (datos estructurados) y la correspondencia por correo electrónico que la aprueba (texto) (ACL Anthology, 2025).
- **Procesamiento (Codificación y Fusión):** Esta es la etapa más crítica. Cada modalidad es procesada en su etapa inicial por un codificador (encoder) especializado. Por ejemplo, un modelo de visión computacional procesa la imagen, mientras que un transformador de lenguaje procesa el texto. Posteriormente, las representaciones que se extraen desde cada modalidad se proyectan en un espacio vectorial común, en donde se fusionan. La fusión es lo que le permite al modelo correlacionar conceptos a través de distintas fuentes; por ejemplo, el modelo es capaz de entender que el monto “USD 1500” en el texto de un correo corresponde a la cifra “1.500,00” que aparece dentro de la imagen de una factura (ACL Anthology, 2025).
- **Output (Salida Contextualizada):** Una vez realizada la fusión de la información, un decodificador genera una salida unificada y enriquecida de los distintos tipos de datos que ingresaron inicialmente. Esta salida puede ser un texto el cual resume los principales hallazgos. Por ejemplo: “Se ha detectado una discrepancia entre la orden de compra y la factura”), la clasificación de un riesgo, o incluso la generación de una consulta para solicitar una mayor evidencia (ACL Anthology, 2025). De este modo, la salida contextualizada no se limita únicamente a describir hechos, sino que agrega valor interpretativo, facilitando la comprensión y priorización de la información. En el ámbito de la auditoría, este enfoque permite que los equipos no solo identifiquen irregularidades con mayor rapidez, sino que también dispongan de insumos más claros para orientar sus juicios profesionales y apoyar la toma de decisiones estratégicas de manera fundamentada.

**Ilustración 37:** Esquema simplificado de la arquitectura de un Modelo Multimodal

| <b>Etapas</b>        | <b>Descripción</b>                                                                                                                             | <b>Ejemplo en Auditoría Interna</b>                                                                                                                                                                                                         |
|----------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Input</b>         | El modelo ingesta datos de múltiples fuentes y formatos de manera simultánea.                                                                  | Un auditor carga un contrato en PDF (imagen y texto), una hoja de cálculo con pagos asociados (datos estructurados) y un clip de audio de una reunión de aprobación (audio).                                                                |
| <b>Procesamiento</b> | Codificadores especializados procesan cada tipo de dato y los transforman en una representación común para su análisis conjunto y correlación. | El modelo extrae las cláusulas clave del contrato, identifica los montos en la hoja de cálculo y transcribe la confirmación verbal del audio, cruzando las tres fuentes para verificar la consistencia.                                     |
| <b>Output</b>        | El modelo genera una respuesta unificada que sintetiza los hallazgos de todas las modalidades analizadas.                                      | El sistema genera un reporte que indica: "El pago de CLP 10.000.000 registrado en la hoja de cálculo excede el límite de CLP 8.000.000 estipulado en la cláusula 4.2 del contrato, a pesar de la aprobación verbal registrada en el audio". |

**Fuente:** Elaboración propia

## Impacto en la auditoría interna

La capacidad de los modelos multimodales para analizar la diversa evidencia existente de una manera global e integrada, teniendo el potencial de transformar radicalmente los procedimientos de auditoría, moviéndolos hacia un enfoque más holístico y contextual.

1. **Análisis integral de la evidencia de auditoría:** Tradicionalmente, un auditor revisa documentos de manera secuencial y relaciona su información manualmente. Un modelo multimodal es capaz de analizar un paquete completo de evidencias de manera simultánea. Por ejemplo, al auditar gastos, el modelo tiene la capacidad de procesar la imagen de un recibo, el texto presente en la política de gastos y los datos de una tarjeta de crédito corporativa para validar automáticamente la legitimidad, el cumplimiento y la correcta clasificación de un gasto dentro de una única operación (EA Journals, 2025).

2. Detección de fraudes y anomalías más sofisticada: Un fraude a menudo deja rastros sutiles a través de diferentes canales. Un modelo multimodal puede correlacionar diversas señales de alerta que pasarían desapercibidas dentro de análisis unimodales. Por ejemplo, podría identificar un proveedor cuya dirección dentro de una factura (imagen) no coincida con la registrada dentro del sistema maestro (datos estructurados), y al mismo tiempo detectar un tono de urgencia inusual en los correos electrónicos relacionados con sus pagos (análisis de sentimiento sobre texto) (EA Journals, 2025).
3. Fortalecimiento de la auditoría continua: Al procesar flujos de datos heterogéneos en tiempo real (como imágenes de cámaras de seguridad de un almacén, datos de sensores de IoT y registros de inventario), los modelos multimodales ofrecen una supervisión continua y en tiempo real mucho más rica. Lo anterior permitiría, por ejemplo, verificar físicamente la existencia de activos y su condición (mediante imágenes) y cruzarla de manera instantánea con los registros contables, lo cual lleva el aseguramiento en tiempo real a un siguiente nivel (EA Journals, 2025).
4. Optimización de la auditoría de contratos y cumplimiento: La revisión de contratos es una tarea intensiva que precisa de un análisis de texto legal complejo, el cual en muchas ocasiones combina tablas y anexos. Un sistema multimodal extrae y verifica automáticamente el cumplimiento de las cláusulas contractuales (texto) contra las facturas recibidas (imagen) y los pagos ejecutados (datos estructurados), identificando discrepancias de una forma mucho más eficiente que una revisión manual.

Pese a su enorme potencial en múltiples áreas, la adopción de estos modelos representa desafíos significativos para las organizaciones, como su alto costo y la latencia asociada al procesamiento de imágenes en comparación con un texto tradicional, así como también la necesidad de procesamiento de datos rigurosos para manejar la inconsistencia entre formatos (Laukkanen, 2025). Sin embargo, la capacidad para sintetizar información de los modelos multimodales los posiciona como una de las tendencias más transformadoras para el futuro de la Auditoría Interna (EA Journals, 2025).

La capacidad que tienen los modelos fundacionales para abordar una problemática a través de múltiples modalidades de datos como texto, imágenes, audio y más, sienta las bases para dar un siguiente gran salto evolutivo dentro de la Inteligencia Artificial. Una vez que un sistema es capaz de percibir e

interpretar el entorno de una manera tan enriquecida y contextual, el siguiente paso es capacitar al modelo para que este sea capaz de actuar sobre esa comprensión de manera autónoma. Esta progresión es la que nos lleva desde los tradicionales modelos que analizan, hacia los nuevos sistemas que hacen, introduciéndonos hacia la era de los Agentes de IA, la vanguardia de la automatización inteligente (shape.agency, 2025).

### **II.6.3 Agentes de IA: El inicio de una auditoría autónoma y adaptativa**

Un agente de IA no es un simple programa que ejecuta y repite tareas predefinidas; es un sistema con autonomía para lograr objetivos complejos y abiertos con una supervisión directa limitada (Kapoor et al., 2024). A diferencia de la RPA, la cual está limitada a tareas basadas en reglas previamente definidas, o del Machine Learning tradicional, el cual se enfoca en la predicción de escenarios, los Agentes de IA son capaces de integrar planificación, memoria y el uso de herramientas externas para lograr objetivos de alto nivel dentro de las organizaciones que los implementan (FPT AI, 2025).

Esta capacidad de autonomía en los Agentes de IA representa la cúspide de la automatización inteligente, en donde profesionales como los auditores podrían simplemente instruir a un sistema con el objetivo de “evaluar el cumplimiento del proceso de compras con la política interna de la empresa”, y el agente se encargaría autónomamente de todos los pasos necesarios para completarlo (A Novel Digital Audit Workforce, 2025).

#### **Funcionamiento teórico**

La arquitectura de un agente de IA está diseñada para emular un ciclo de trabajo cognitivo, permitiéndole abordar problemas que no cuentan con una solución única y/o predeterminada,

- **Input (objetivos de alto nivel):** El proceso de un Agente de IA comienza cuando un profesional, quien actúa como programador, le asigna al agente un objetivo, cualquiera sea este, en lenguaje natural. Por ejemplo: “Analizar los asientos de diario del último mes para identificar transacciones inusuales que violen la política de pagos manuales”.

- Procesamiento (ciclo agéntico autónomo): Aquí radica la principal diferencia con otras tecnologías. El Agente cuyo “cerebro” es un Modelo de Lenguaje Extenso (LLM), inicia un ciclo iterativo (FPT AI, 2025).
  1. Planificación: El agente descompone el objetivo principal en sub-tareas más pequeñas y abordables. Por ejemplo: 1) Leer y comprender la política de pagos. 2) Acceder a la base de datos de asientos de diario. 3) Formular una consulta para filtrar pagos manuales. 4) Ejecutar la consulta. 5) Analizar los resultados. 6) Redactar un informe. (A Novel Digital Audit Workforce, 2025).
  2. Uso de herramientas: Para cada sub-tarea, el agente selecciona y utiliza la herramienta externa más adecuada. Esta puede ser un lector de documentos, un intérprete de códigos (ej, Python o SQL) para consultar la base de datos, o incluso un motor de búsqueda web para hacer regulaciones externas actualizadas (FPT AI, 2025).
  3. Memoria y refinamiento: El agente utiliza memoria a corto plazo para entregar el contexto a las tareas actuales, y una memoria a largo plazo para aprender de interacciones pasadas. De esta manera, es capaz de evaluar el resultado de sus propias acciones, realizando autocríticas e iterando para mejorar la calidad del resultado final (shape.agency, 2025).
- Output (resultado orientado al objetivo): El resultado final no es solo un dato, sino la consecución del objetivo inicial. Dentro del ejemplo, el output sería un informe completo que detalle las violaciones de política encontradas, las evidencias de respaldo y las recomendaciones, todo generado de manera autónoma.

**Ilustración 38:** Composición técnica de un Agente de IA, mostrando la interacción entre su núcleo (LLM), la memoria, las herramientas y el ciclo de planificación.

| Componente Clave           | Descripción                                                                                                                                | Rol en la Auditoría Agéntica                                                                                                                                                          |
|----------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Planificación</b>       | Descomposición autónoma de un objetivo complejo en una secuencia de pasos lógicos y ejecutables.                                           | Un agente planifica un procedimiento de auditoría completo, desde la recopilación de evidencia hasta la comunicación de hallazgos.                                                    |
| <b>Uso de Herramientas</b> | Capacidad de seleccionar y utilizar aplicaciones externas (ej. bases de datos, APIs, software de cálculo) para ejecutar tareas.            | El agente utiliza un intérprete de SQL para extraer transacciones, una herramienta de análisis de datos para identificar anomalías y un procesador de texto para redactar el informe. |
| <b>Memoria y Reflexión</b> | Habilidad para retener información de interacciones pasadas (memoria) y evaluar críticamente su propio trabajo para refinarlo (reflexión). | Después de un primer análisis, el agente "reflexiona" que necesita más contexto y decide buscar información adicional en la política de la empresa antes de concluir.                 |

**Fuente:** Adaptado de *The Future Society* (2025)

## Impacto en la auditoría interna

La llegada de los agentes de IA promete ser una de las transformaciones más profundas dentro de la profesión, con un potencial de creación de valor que, según estimaciones de la propia industria, podría desbloquear hasta 3 billones de dólares anuales en mejoras de productividad corporativa (KPMG,2025).

Dentro de las áreas con mayor impacto que pueden tener los Agentes de IA dentro de la profesión, se destacan las siguientes:

1. Automatización de procedimientos completos: Por primera vez, será posible automatizar no solo tareas sino procedimientos completos de auditoría de principio a fin. Un agente de IA podría ejecutar de manera autónoma la verificación de aprobaciones, el cruce de órdenes de compra con facturas y la detección de anomalías dentro del proceso (A Novel Digital Audit Workforce, 2025).

2. Escalabilidad y cobertura dinámica: Los agentes permiten una escalabilidad sin precedentes. En ese sentido, un equipo de auditores podría desplegar simultáneamente múltiples agentes para cubrir diferentes áreas de riesgo en paralelo, logrando una cobertura del 100% de la población de manera continua y adaptativa (shape.agency, 2025).
3. Redefinición del rol del auditor: El auditor pasará de ser un “ejecutor” a un “orquestador” de Agentes de IA. Su responsabilidad se centrará en definir los objetivos, supervisar el desempeño de los agentes, validar sus hallazgos y gestionar los riesgos asociados a la autonomía de la IA (KPMG, 2025).
4. Nuevos desafíos de gobernanza y control: La autonomía de los agentes introduce nuevos y complejos riesgos, como la rendición de cuentas por decisiones erróneas. Lo anterior exigirá que la auditoría interna desarrolle marcos de control específicos para la gobernanza de agentes, convirtiéndose en una función clave para el despliegue responsable de esta tecnología dentro de las organizaciones (The Future Society, 2025).

El desarrollo de agentes autónomos, con su capacidad para planificar y ejecutar flujos de trabajo complejos, da una respuesta contundente al desafío de cómo realizar procedimientos de auditoría de manera más eficiente y a una escala sin precedentes; al operar como "autopilotos", estos sistemas pueden automatizar procedimientos completos, logrando una optimización operativa que antes era inalcanzable. Sin embargo, el verdadero valor estratégico de la auditoría moderna no reside solo en la identificación de problemas o anomalías. La verdadera madurez de la función se alcanza a comprender como la causa raíz de dichos problemas para prevenir su recurrencia, transformando el conocimiento en resiliencia organizacional. Mientras los Agentes de IA son maestros en automatizar el "qué" (qué transacción es anómala) y el "cómo" (cómo verificar un control), una nueva rama de la Inteligencia Artificial se enfoca en responder el "porqué" fundamental de los eventos. Esto nos introduce en el dominio de la Inteligencia Artificial Causal, la tecnología diseñada para trascender la predicción y la correlación para adentrarse en la explicación de las relaciones de causa y efecto. En esencia, representa el salto desde la detección de síntomas hacia el diagnóstico de la enfermedad, permitiendo a la auditoría no solo reaccionar al pasado, sino también moldear activamente un futuro con controles más efectivos y riesgos mejor gestionados (KPMG, 2025).

## II.6.4 IA Causal: Del “¿Qué pasó” al “¿Por qué pasó”

Esta nueva disciplina, conocida como IA Causal (Causal AI), representa un cambio de paradigma que se aleja de la IA convencional predictiva que conocemos hoy, la cual se encuentra puramente basada en datos, para incorporar un nuevo mundo de modelos que permita desenredar la causa del efecto (Cripps, 2024).

Para la auditoría interna, cuyo objetivo a menudo es identificar la causa “raíz” de las deficiencias del control interno, esta tecnología ofrece un potencial transformador. En lugar de simplemente señalar que “las transacciones con aprobación tardía están correlacionadas con mayores tasas de error”, un modelo de IA Causal puede ser capaz de determinar si la aprobación tardía es causa de los errores o si ambos son resultados de un tercer factor, como la sobrecarga de trabajo dentro de un departamento específico (TERG Working Paper Series, 2024).

### Funcionamiento Teórico: Paso a paso de la causalidad

A diferencia del Machine Learning tradicional, la IA Causal se estructura en torno a una secuencia de niveles de razonamiento, popularizados por el marco de la “Escalera de la Causalidad” de Judea Pearl (TERG Working Paper Series, 2024).

- Input (Datos y modelo causal): El sistema recibe dos tipos de entrada: los datos observacionales y un modelo causal que formaliza las hipótesis sobre cómo las variables se influyen mutuamente.
- Procesamiento (Inferencia causal en tres niveles): El procesamiento permite responder preguntas de creciente complejidad:
  1. Nivel 1: Asociación (Ver): Este nivel es compartido con el Machine Learning tradicional. Responde preguntas como: “¿Cómo se relacionan las variables?”. Por ejemplo: “Se observa que la mayoría de los empleados que no completan la capacitación del cumplimiento tienen una mayor tasa de transacciones no conformes”.

2. Nivel 2: Intervención (Hacer): Dentro de este nivel se simula el efecto de una acción. Se responde a preguntas de “¿Qué pasaría si...?”. En ese sentido, un auditor podría preguntar: “¿Qué pasaría con la tasa de transacciones no conformes si obligáramos a todos los empleados a completar la capacitación?”.
  3. Nivel 3: Contrafactuales (Imaginar): Este es el nivel más alto de razonamiento causal. Responde a preguntas sobre escenarios que aún no han ocurrido y que son hipotéticos: “¿Qué habría pasado si...?”. Por ejemplo, para un empleado que no hizo la capacitación y cometió un error: “¿Se habría evitado el error si este empleado en particular hubiera completado la capacitación?”.
- Output (Estimación del Efecto Causal): La salida de un modelo causal no es una predicción, sino una cuantificación del efecto causal de una acción sobre un resultado, proporcionando la base para la toma de decisiones informadas y la identificación de la causa principal (TERG Working Paper Series, 2024).

**Ilustración 39:** La escalera de la causalidad de Pearl, que muestra los tres niveles de razonamiento: asociación, intervención y contrafactuales. Adaptado de TERG Working Paper Series (2024).

| Nivel Causal           | Pregunta Clave            | Ejemplo en Auditoría Interna                                                                                                   |
|------------------------|---------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Asociación</b>      | ¿Qué vemos en los datos?  | "Las unidades de negocio con mayor rotación de personal muestran más errores en sus reportes financieros."                     |
| <b>Intervención</b>    | ¿Qué pasaría si actuamos? | "¿En cuánto se reducirían los errores si implementamos un nuevo programa de retención para disminuir la rotación en un 15%?"   |
| <b>Contrafactuales</b> | ¿Qué habría pasado si...? | "Para esta unidad que tuvo un error grave, ¿se habría evitado si el gerente anterior, con más experiencia, no hubiera rotado?" |

**Fuente:** Elaboración propia a partir de TERG Working Paper Series (2024)

## Impacto en la auditoría interna

La capacidad de ir más allá de la correlación y entender la causalidad dota a la auditoría interna de herramientas fundamentales para la capacidad de realizar un análisis mucho más profundo y estratégico.

1. **Análisis de causa raíz (RCA) aumentado:** La IA Causal puede automatizar y mejorar significativamente el RCA. Ante una deficiencia de control, un auditor puede utilizar el modelo para identificar no solo factores correlacionados, sino las verdaderas palancas causales (arXiv, 2025).
2. **Evaluación de la efectividad de los controles:** En lugar de solo probar si un control se encuentra operativo, la IA Causal permite evaluar la efectividad de su diseño. Mediante simulaciones de intervención, un profesional puede estimar cuantitativamente cuánto riesgo mitiga realmente un control, permitiendo una optimización del entorno de control basada en evidencia causal (YorkSpace, 2024).
3. **Auditoría predictiva y asesoramiento estratégico:** La capacidad de simular escenarios de “¿qué pasaría si?” transforma a la auditoría de una función reactiva a una verdaderamente proactiva. Con esta herramienta, los auditores pueden asesorar a la dirección sobre el potencial impacto en el riesgo de nuevas iniciativas de un negocio, basando sus recomendaciones en un análisis causal más riguroso.
4. **Aumento de la transparencia y la confianza:** Al proporcionar explicaciones basadas en relaciones de causa y efecto, la IA Causal ofrece una forma de explicabilidad muy potente e intuitiva. Esto facilita la comunicación en los hallazgos y aumenta la confianza en las recomendaciones, ya que están fundamentadas en el “porqué” de los eventos (Cripps, 2024).

## II.6.5 Técnicas avanzadas de Machine Learning para la detección de anomalías financieras

Dentro de la auditoría interna, y más específicamente en el área de control contable, la detección de anomalías ha evolucionado desde reglas predefinidas hacia algoritmos de aprendizaje no supervisado capaces de identificar patrones atípicos sin conocimiento previo de los fraudes. Dos de las técnicas más prominentes en la literatura son los Isolation Forests y los Autoencoders.

**Isolation Forests (Bosques de aislamiento):** A diferencia de los métodos tradicionales que perfilan el comportamiento "normal" para encontrar desviaciones, el algoritmo *Isolation Forest* aísla explícitamente las anomalías. Se basa en el principio de que las anomalías son datos "pocos y diferentes", por lo que son más fáciles de aislar en un árbol de decisión aleatorio que los datos normales (Liu et al., 2008). En el contexto financiero reciente, investigaciones aplicadas a balances corporativos entre 2020 y 2023 han demostrado que este algoritmo es altamente eficiente para detectar riesgos en cuentas críticas como depreciación acumulada y cuentas por cobrar, superando a métodos estadísticos tradicionales en grandes volúmenes de datos contables al no requerir datos etiquetados de fraude previo (Nugroho & Turino, 2025). Su capacidad para asignar puntuaciones de anomalía a cada transacción permite a los auditores priorizar la revisión de asientos contables que se desvían significativamente de la estructura estándar del libro mayor (Central Bank of Malta, 2024)

**Autoencoders (Autocodificadores) profundos:** Los *Autoencoders* son redes neuronales diseñadas para aprender una representación comprimida (codificación) de los datos de entrada y luego reconstruirla. En auditoría, el modelo se entrena únicamente con transacciones contables "normales". Cuando el modelo intenta procesar una transacción fraudulenta o anómala, falla en reconstruirla correctamente, generando un alto "error de reconstrucción" que alerta al auditor (IJSRED, 2024). Estudios recientes sobre sistemas de información contable (AIS) evidencian que los *Deep Autoencoders* logran detectar fraudes complejos, como combinaciones inusuales de atributos en asientos de diario, que pasan desapercibidos para los controles basados en reglas simples, ofreciendo una herramienta robusta para la validación masiva de la integridad financiera (JAA, 2024).

## II.6.6 Tecnologías de procesamiento documental y generación aumentada

La auditoría moderna enfrenta un volumen creciente de información no estructurada (contratos, facturas, correos). Para abordar este desafío, convergen tecnologías de digitalización y generación de texto.

**Reconocimiento óptico de caracteres (OCR):** El OCR es la tecnología fundamental que convierte imágenes de texto (documentos escaneados, PDFs) en datos legibles por máquina. En la gestión de contratos, el OCR moderno ha evolucionado para integrarse con Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN), permitiendo no solo la digitalización del texto, sino la identificación semántica de cláusulas, fechas de renovación y obligaciones contractuales, reduciendo significativamente los tiempos de revisión manual y mitigando el riesgo de error humano en la extracción de datos críticos (HyperStart, 2025).

**Generación Aumentada por Recuperación (RAG):** La técnica RAG (*Retrieval-Augmented Generation*) representa la vanguardia en la aplicación de Inteligencia Artificial Generativa para finanzas. Mientras que los modelos de lenguaje tradicionales (LLM) pueden sufrir de "alucinaciones" o falta de conocimiento actualizado, el RAG conecta al modelo con una base de conocimientos interna y confiable (como los manuales de políticas internas o los estados financieros de la empresa) antes de generar una respuesta (MDPI, 2024). En el contexto del análisis de reportes financieros, se ha demostrado que el uso de RAG mejora la veracidad y relevancia de las respuestas generadas por la IA, permitiendo a los auditores realizar consultas complejas sobre grandes volúmenes de documentación corporativa con un nivel de precisión y trazabilidad superior al de los LLM estándar (Kronika Journal, 2025).

## II.6.7 Minería de procesos (Process Mining)

La Minería de procesos es una disciplina analítica que se sitúa en la intersección entre la minería de datos y la gestión de procesos de negocio. Su objetivo es descubrir, monitorear y mejorar procesos reales extrayendo conocimiento de los registros de eventos (*event logs*) disponibles en los sistemas de información de una organización (van der Aalst, 2016). En el contexto de la auditoría interna moderna, esta tecnología permite reconstruir la realidad operativa de la empresa de manera objetiva, visualizando el flujo real de las transacciones en sistemas ERP para identificar desviaciones, cuellos de botella y violaciones de control, como fallas en la segregación de funciones (SoD), que serían invisibles mediante

métodos de muestreo tradicionales, permitiendo así una auditoría basada en la población completa de datos (Imran et al., 2023).

## **II.7 Limitaciones de la Inteligencia Artificial: El marco regulatorio en Chile**

La problemática de implementar sistemas de Inteligencia Artificial (IA) dentro de entornos empresariales plantea desafíos no solamente técnicos o económicos, sino también éticos, legales y regulatorios. A nivel internacional, la tendencia va hacia la creación de marcos normativos que regulen y resguarden derechos fundamentales para los usuarios los cuales garanticen el uso responsable de estas tecnologías. Un ejemplo de ello es la propuesta del Reglamento Europeo de Inteligencia Artificial (AI Act), que clasifica a estos sistemas según sus niveles de riesgo y establece obligaciones en materia de transparencia, explicabilidad y supervisión. En Chile, este debate ha comenzado a tomar fuerza con la propuesta de un proyecto de ley que regula los sistemas de IA en el país, cuyo principal propósito es garantizar un desarrollo tanto transparente como responsable y centrado en la integridad de las personas (Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación [MINCIENCIA], 2024).

Este proyecto está inspirado en principios como el respeto a los derechos humanos, la no discriminación, la seguridad, la trazabilidad, la transparencia y la explicabilidad, además de subrayar la necesidad de mantener una supervisión humana dentro de sistemas críticos (MINCIENCIA, 2024). En ese sentido, la normativa busca que la IA no sea únicamente un sistema de eficiencia dentro de una empresa, sino también una herramienta compatible con valores éticos y democráticos. Para regular su uso, el enfoque es proponer una clasificación de riesgos, distinguiendo entre sistemas de IA con alto y bajo impacto. Los de alto riesgo, como los aplicados en áreas de la salud, justicia o seguridad pública, deberán cumplir con estrictas obligaciones, las cuales incluyen certificaciones, registros, evaluaciones de impacto y mecanismos de auditoría. Por otra parte, los sistemas calificados de bajo riesgo estarán sujetos a exigencias menos rigurosas, principalmente relacionadas con la transparencia hacia sus usuarios (MINCIENCIA, 2024).

Pese a estos avances, el proyecto aún enfrenta significativas limitaciones. En primer lugar, aún se encuentra en una fase de tramitación parlamentaria, por lo que su alcance y contenido definitivo aún no están claramente definidos, generando incertidumbre en los actores que deseen implementar sistemas de IA en sus empresas (MINCIENCIA, 2024). En segundo lugar, existe un latente riesgo de que la normativa

quede desactualizada frente al acelerado ritmo de innovación tecnológica, lo cual obligaría a introducir mecanismos flexibles de actualización regulatoria periódica. Adicionalmente, se han planteado dudas sobre la capacidad institucional del Estado chileno para la fiscalización y aplicación de sanciones efectivas, puesto que la supervisión de este tipo de tecnologías requiere de competencias avanzadas las cuales no siempre están disponibles dentro de la administración pública (MINCIENCIA, 2024). Finalmente, el principal desafío es equilibrar la necesidad de proteger los derechos de las personas promoviendo un entorno que no frene el desarrollo tecnológico local ni desincentive la inversión en innovación (MINEDUC, 2024).

Dentro del contexto de este marco legal, resulta pertinente destacar el rol que cumple el Centro Nacional de Inteligencia Artificial (CENIA), institución público-privada dedicada a la investigación y al desarrollo de sistemas de Inteligencia Artificial en Chile. CENIA resalta la importancia de una gobernanza ética y responsable de la IA, abordando temáticas como sesgos algorítmicos, impacto social y principios de equidad en el uso de estas tecnologías. El trabajo de la institución da cuenta de que la regulación normativa, con el fin de que se implemente de manera efectiva, debe complementarse con un fortalecimiento de las capacidades institucionales, con instancias de formación y de transparencia tecnológica que le permitan al país enfrentar desafíos éticos, sociales y regulatorios asociados a la integración de sistemas de IA. En ese sentido, CENIA se muestra como un actor clave para reducir las limitaciones actuales del marco regulatorio para poder avanzar hacia un ecosistema de IA más transparente, inclusivo y alineado con los derechos fundamentales.

## ITEM III: OBJETIVOS

### III.1 Objetivo General

Este estudio pretende analizar los alcances, la viabilidad y los efectos esperados de la incorporación de herramientas de Inteligencia Artificial (IA), Automatización de Procesos (RPA) y Aprendizaje Automático (ML) para la mejora del control contable en CCU S.A.

### III.2 Objetivos Específicos

1. Analizar los procesos actuales de control contable en CCU S.A. para identificar y priorizar las tareas manuales y repetitivas que presentan un mayor riesgo de ineficiencia y error humano.
2. Diseñar una arquitectura de control contable híbrida RPA, integrando mecanismos de auditoría continua y validación bajo el marco de gobernanza COSO, utilizando herramientas IA y ML para los procesos críticos de CCU S.A, con el fin de asegurar la eficiencia operativa y la mitigación de riesgos de error humano.
3. Fundamentar el valor estratégico de la automatización para CCU S.A., proyectando los beneficios potenciales de esta tanto en eficiencia como en mitigación de riesgos, en base a casos de éxito y estudios de la industria analizados dentro del marco teórico.

### III.3 Descripción de la empresa: CCU S.A.

Compañía de Cervecerías Unidas S.A. (CCU) es una de las empresas de bebestibles más diversificadas y con mayor trayectoria en Sudamérica. Con operaciones consolidadas en Chile, Argentina, Bolivia, Colombia, Paraguay y Uruguay, la compañía ha logrado una escala regional que la posiciona como un actor clave dentro de la industria en la región (CCU S.A., 2025). Su modelo de negocios multicategoría y su compleja estructura operativa la convierten en un caso de estudio idóneo para analizar la implementación de tecnologías avanzadas, como la automatización de procesos mediante Inteligencia Artificial (IA), en la optimización de la gestión del control contable.

**Ilustración 40: Presencia de CCU en Latinoamérica**



**Fuente:** Adaptado de Compañía Cervecerías Unidas S.A. (2025). Memoria Integrada 2024. CCU S.A.

### III.3.1 Historia y orígenes

Los orígenes de CCU se remontan a mediados del siglo XIX, un periodo importante para el desarrollo industrial de Chile en aquella época. La primera fábrica de cerveza fue fundada en Valparaíso en 1850 por Joaquín Plagemann. Este hito fue seguido de cerca por el inmigrante alemán Carlos Anwandter, quien en 1851 estableció la Compañía de Cerveza de Valdivia, sentando las bases en una tradición cervecera que ha perdurado por más de 170 años.

La consolidación formal de la empresa tuvo lugar en 1902, cuando la Fábrica Nacional de Cerveza (resultado de fusiones previas) se constituyó como sociedad anónima bajo el nombre de Compañía Cervecerías Unidas. Desde entonces, su historia ha sido un reflejo del dinamismo industrial del país, marcada por un crecimiento sostenido a través de la adquisición de cerveceras locales y una constante diversificación de su portafolio.

**Ilustración 41:** Edificio histórico Cervecería Limache



**Fuente:** Extraído de Compañía de Cervecerías Unidas (CCU). (s. f.)

Algunos hitos clave en su evolución incluyen la incursión en el mercado de bebidas gaseosas con la marca Bilz en 1916 y el inicio de la producción de Pepsi-Cola bajo licencia en 1959. La década de 1990 marcó un punto de inflexión para la compañía tras una agresiva expansión internacional, cuando ingresó a los mercados de Argentina y Croacia y con la adquisición de Viña San Pedro, lo que significó su entrada formal al negocio vitivinícola. Esta trayectoria ha consolidado a CCU no solo como una empresa líder en bebestibles, sino como una institución profundamente arraigada en la historia económica de Chile y en la región.

***Ilustración 42: Edificio Corporativo CCU, Santiago de Chile***



***Fuente:*** Extraído de Compañía de Cervecerías Unidas (CCU). (s. f.)

### **III.3.2 Estrategia y modelo de negocios**

La estrategia corporativa de CCU se articula en torno a tres pilares fundamentales: Rentabilidad, Crecimiento y Sustentabilidad. Este enfoque integral busca no solo maximizar el valor económico y la eficiencia operativa, sino también expandir su escala de negocios y asegurar la viabilidad a largo plazo mediante una gestión responsable que considera el bienestar de sus grupos de interés y el cuidado del medio ambiente (CCU S.A., 2025).

El modelo de negocios de la compañía se distingue desde su enfoque multicategoría, el cual le permite atender una amplia gama de consumo y adaptarse con agilidad a las fluctuantes tendencias de consumo en el mercado. Esta diversificación es una de sus mayores fortalezas estratégicas, ya que mitiga riesgos asociados a la dependencia de un único segmento y permite capitalizar sinergias en áreas como distribución, marketing y operaciones. La complejidad de su modelo de negocios se evidencia en su vasta operación regional, con una presencia consolidada en seis países a través de 36 plantas productivas y 54 centros de distribución (CCU S.A., 2025). Esta extensa red logística y productiva es fundamental para sostener su amplio portafolio de productos, pero a su vez, introduce una considerable complejidad en la gestión y el control de inventarios, costos y procesos contables.

Dentro de este modelo, el portafolio de CCU mantiene un equilibrio estratégico entre marcas propias de la compañía, las cuales representan el 71,9% de su volumen consolidado, y marcas bajo licencia de socios

globales como Heineken y PepsiCo, que corresponden al 28,1% restante (CCU S.A., 2025). Esta combinación le otorga una doble ventaja competitiva: por un lado, le permite la flexibilidad de innovar y desarrollar sus propias marcas, construyendo capital de marca a largo plazo y capturando mayores márgenes; por otro lado, capitaliza el prestigio, el posicionamiento global y las economías de escala de sus aliados estratégicos para asegurar una fuerte presencia en el mercado (CCU S.A., 2025).

### III.3.3 Portafolio de productos: diversidad y liderazgo

El portafolio de CCU es uno de los más completos y diversificados en la región, abarcando múltiples categorías con marcas líderes en cada una de ellas:

- **Cervezas:** Es la categoría fundacional y la más emblemática de la compañía. En Chile, lidera el mercado con marcas icónicas y con un profundo arraigo nacional como Cristal, Escudo y Royal Guard. Además, complementa su oferta con la producción y comercialización bajo licencia de marcas internacionales como Heineken, Sol y Coors, y ha respondido a las tendencias del creciente mercado artesanal con marcas como Kunstmann y Austral, las cuales gozan de gran prestigio.

*Ilustración 43: Línea de Cervezas de CCU*



**Fuente:** Extraído de Diario Financiero. (2023, agosto 8).

#### *Ilustración 44: Portafolio de Productos CCU*



*Fuente: Extraído de Encuentro (s.f.).*

- **Bebidas no alcohólicas:** Dentro de este competitivo segmento, CCU participa con un robusto portafolio que incluye bebidas gaseosas de marcas propias de gran tradición en la compañía como Bilz y Pap, Cachantun y Porvenir, además de la licencia para Nestlé Pura Vida. Su oferta también se extiende a néctares y jugos con la marca Watt's, y a bebidas energéticas y deportivas como Gatorade (CCU S.A., 2025).

#### *Ilustración 45: Nuevo logotipo e identidad visual de Pepsi*



*Fuente: Adaptado de Yumda (2023)*

- **Vinos:** A través de su filial Viña San Pedro Tarapacá (VSPT Wine Group), uno de los mayores grupos vitivinícolas de Chile y un actor relevante a nivel mundial, CCU tiene una fuerte presencia en el mercado nacional y en más de 90 países. Su portafolio incluye marcas de gran tradición y reconocimiento internacional como Gato Negro, Misiones de Rengo, Tarapacá y Santa Helena.

**Ilustración 46:** Portafolio de productos de la filial VSPT



**Fuente:** VSPT Wine Group (2023)

- **Licores:** La compañía ostenta una posición de liderazgo en el mercado del pisco a través de Compañía Pisquera de Chile S.A. (CPCCh), con marcas emblemáticas como Mistral y Campanario. Adicionalmente, gracias a su alianza estratégica con Pernod Ricard, distribuye un amplio portafolio de licores internacionales, fortaleciendo su oferta en el canal on-premise y retail (CCU S.A., 2025).

**Ilustración 47:** Pisco Mistral Nobel Eclipse, edición especial



**Fuente:** Compañía de Cervecerías Unidas (CCU), 2019

La gran envergadura de este portafolio, sumada a la complejidad de su cadena de suministro y a su vasta operación multinacional, resaltan la necesidad de contar con sistemas de control de gestión que sean eficientes, escalables y robustos. En ese sentido, la propuesta de esta investigación sobre la implementación de tecnologías de automatización e IA cobra una relevancia estratégica, al ofrecer una vía de optimización para el control contable, mejorar la precisión en la toma de decisiones y fortalecer la gobernanza corporativa dentro de una organización de la magnitud y complejidad de CCU S.A.

### **III.4 Descripción de los procesos del área de auditoría interna**

La auditoría interna dentro de CCU S.A. tiene como propósito aportar un aseguramiento independiente y objetivo sobre la eficacia del gobierno en la organización, la gestión de riesgos y el control interno, así como también otorga recomendaciones para la mejora continua de los procesos de negocio (Auditoría Interna, definición y alcance). Esta función de aseguramiento y consulta genera valor mediante un enfoque sistemático y disciplinado de evaluación y mejora para la empresa (Auditoría Interna, s. f.). (Unidad 1 Auditoría, s. f.).

#### **III.4.1 Marco de actuación**

La actuación del área se sustenta en (i) normas profesionales de auditoría y ética, (ii) principios de control interno y (iii) el concepto de seguridad razonable como un estándar para la suficiencia de evidencia para sustentar conclusiones. En particular, las normas de auditoría exigen independencia, planeación y supervisión, estudio del control interno y obtención de evidencia suficiente y competente para emitir una opinión o conclusiones (Conceptos básicos de Auditoría, s. f.). Además, este aseguramiento se proporciona mediante una “seguridad razonable”, entendida como un alto, pero no absoluto, nivel de confianza soportado en evidencia de auditoría (Mercado, s. f.).

En términos de control interno, el área evalúa que existan estructuras, autorizaciones y aprobaciones, sistemas de información y segregación de funciones, orientados a proteger activos, asegurar información confiable, promover una eficiencia operativa y el cumplimiento de políticas internas (Conceptos Control Interno, s. f.).

### III.4.2 Proceso estándar de auditoría interna (macroproceso)

El proceso de auditoría que ejecuta el área se organiza en etapas encadenadas, con productos y controles definidos, los cuales se resumen a continuación:

#### 1. **Recolección y análisis de información (conocimiento del proceso/objeto)**

- Revisión de auditorías previas, papeles de trabajo, organigramas, cambios normativos/operacionales e informes de terceros
- Producto: dossier de entendimiento y matriz preliminar de riesgos.

#### 2. **Planificación (basada en riesgos)**

- Definición de objetivos específicos de revisión, alcance distribución de tareas, programas de prueba y plazos
- Considera limitaciones, recursos y nivel de materialidad y significancia
- Producto: plan y programa de trabajo aprobados

#### 3. **Ejecución (obtención de evidencia suficiente y competente)**

- Aplicación de pruebas de control y sustantivas sobre los procesos/áreas en alcance
- Ajuste de alcance dinámico según hallazgos
- Producto: cédulas y evidencias que soportan hallazgos

#### 4. **Documentación (papeles de trabajo y referenciación)**

- Registro sistemático de procedimientos aplicados, información obtenida y conclusiones
- Referenciación para trazabilidad entre hallazgos y evidencia
- Producto: archivo maestro de papeles de trabajo

#### 5. **Supervisión y control de calidad**

- Revisión de papeles de trabajo y resolución de diferencias profesionales
- Producto: revisiones de supervisión evidenciadas y cierre de puntos de calidad

#### 6. **Elaboración del informe**

- Comunicación de objetivos, alcance, limitaciones, hallazgos, efectos y recomendaciones, con redacción clara, objetiva y consistente
- Producto: reportes de seguimiento y cierre

#### 7. **Seguimiento de recomendaciones**

- Monitoreo periódico de compromisos, verificación de implementación y eficacia
- Producto: reportes de seguimiento y cierre

### III.4.3 Subprocesos recurrentes por ciclo/área (pruebas y focos)

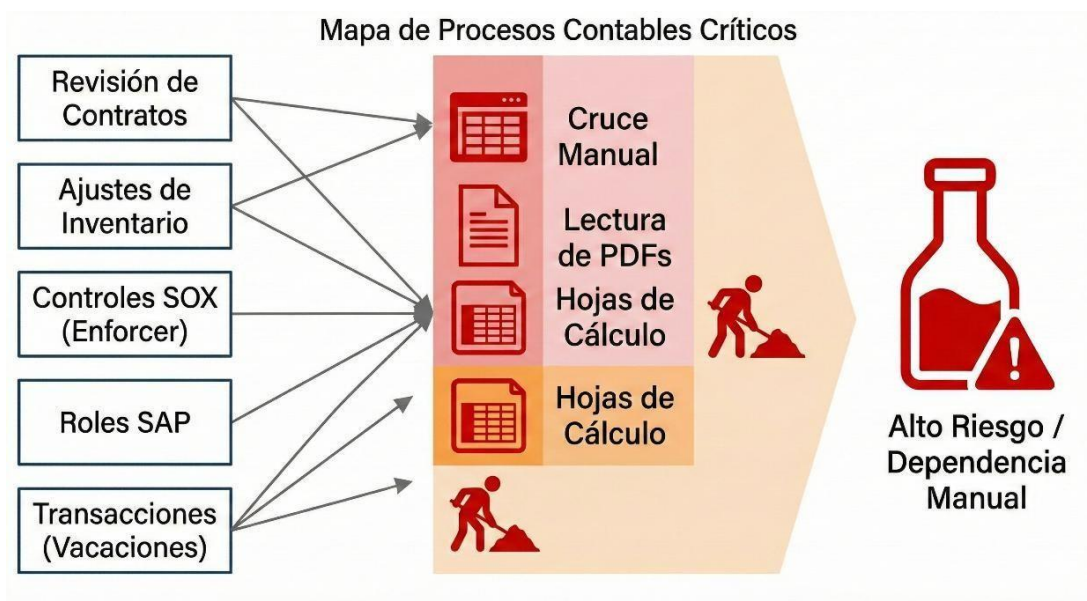
La ejecución se divide en subprocesos y rutinas específicas por rubro/ciclo, alineadas a riesgos y controles, como los siguientes:

- Caja y bancos (disponible): conciliaciones bancarias, cuadre recaudación vs depósito e indagación de operaciones inusuales (riesgo: uso indebido de fondos).
- Cuentas por cobrar: políticas de crédito y provisiones, selección de clientes, cobro posterior y evaluación de transacciones con partes relacionadas (riesgo: existencia e incobrabilidad)
- Existencias (inventarios): participación en tomas físicas, pruebas de costo y de mercado (VNR), análisis de obsolescencia y rotación de ajustes en kardex
- Activo fijo: cuadre auxiliar-balance, movimiento (altas/bajas/traspasos), depreciación y deterioro, identificación de leasing

## IV. Análisis de los procesos actuales de control contable en CCU S.A.

Con el propósito de sustentar el Objetivo Específico III.2.1, que busca “*analizar los procesos actuales de control contable en CCU S.A. para identificar y priorizar las tareas manuales y repetitivas que presentan un mayor riesgo de ineficiencia y error humano*”, se desarrolló una instancia de levantamiento de información cualitativa orientada a comprender de manera profunda la naturaleza de las labores ejecutadas por el equipo de auditoría interna. Para ello, el día 24 de octubre de 2025 se sostuvo una reunión con una colaboradora del área de auditoría interna de CCU S.A., instancia en la cual se revisaron detalladamente los principales procedimientos de control, dando cuenta de sus etapas, puntos de revisión, insumos requeridos y problemáticas más recurrentes observadas en la práctica. Esta conversación permitió obtener una visión directa del funcionamiento operativo de la auditoría interna y de las tareas que, pese a su relevancia, implican una considerable carga manual y riesgo de error humano (Colaboradora de Auditoría Interna de CCU, comunicación personal, 24 de octubre de 2025).

Del análisis de la información recopilada se identificaron cinco procesos principales que concentran una proporción significativa del trabajo operativo de auditoría: la revisión de contratos, los ajustes de inventario, la revisión de controles SOX en la plataforma Enforcer, las pruebas de roles de usuarios en SAP, y las pruebas de transacciones asociadas a periodos de licencia o vacaciones.

**Ilustración 48:** Mapa de Procesos Contables Críticos identificados

**Fuente:** Elaboración Propia

A continuación, se describe cada uno de estos procesos en profundidad, enfatizando su propósito, etapas, implicancias y carga operativa dentro del control contable.

## IV.1 Revisión de contratos

La revisión de contratos constituye uno de los procesos más complejos y extensos dentro del ámbito de la auditoría interna, y es, al mismo tiempo, una de las tareas con mayor exposición al riesgo de error humano y a la ineficiencia operativa. Su propósito principal es garantizar que todo tipo de contrato con proveedores, prestadores de servicios y contratistas se encuentren vigentes, formalizados, aprobados y en cumplimiento con las políticas internas y normativas aplicables. Sin embargo, su ejecución demanda una revisión minuciosa de documentos extensos y en formatos no estandarizados, lo que obliga al auditor a analizar manualmente cláusulas de vigencia, cobertura de seguros, responsabilidades, condiciones de renovación y anexos complementarios.

El procedimiento se inicia con la búsqueda y obtención del contrato, generalmente desde los módulos de SAP o desde repositorios digitales corporativos. La falta de uniformidad en la ubicación o denominación

de los archivos, así como la eventual ausencia de documentación en los sistemas, genera demoras y esfuerzos redundantes, obligando al auditor a solicitar información adicional a distintas áreas. Una vez localizado el documento, el auditor revisa su integridad y consistencia, asegurando la presencia de anexos, certificación de seguros y correos de aprobación. Este trabajo implica una lectura e interpretación manual de cláusulas complejas, que requieren del juicio profesional del auditor para detectar incongruencias, omisiones o vencimientos próximos.

La dependencia exclusiva del análisis humano, la variedad de formatos documentales y el volumen creciente de contratos convierten esta actividad en un foco de riesgo operativo: errores de transcripción, omisiones de cláusulas críticas o confusión entre versiones de un mismo contrato son contingencias comunes. Además, la ausencia de mecanismos automáticos de control dificulta la detección oportuna de pólizas vencidas o cláusulas incumplidas. Por todo ello, la revisión contractual es una tarea que, si bien esencial para el aseguramiento contable, presenta un alto riesgo de ineficiencia debido a su carácter manual, repetitivo y dependiente de la interpretación individual del auditor.

## **IV.2 Ajustes de inventario (castigos)**

Los ajustes de inventario, comúnmente denominados “castigos”, constituyen un proceso fundamental en la gestión del control contable, dado que permiten verificar que los movimientos de ajuste, como mermas, pérdidas o deterioro, estén debidamente respaldados, autorizados y correctamente reflejados dentro del sistema SAP. Este proceso tiene una importancia crítica porque cualquier error o falta de respaldo puede alterar la valoración de los inventarios y, por consiguiente, los resultados financieros de la empresa.

El procedimiento inicia con la descarga de bases de datos desde SAP, en las cuales se listan todos los movimientos de ajuste realizados durante un periodo específico, normalmente por planta o centro de costo/distribución. El auditor genera planillas de trabajo, generalmente en Excel, donde clasifica los movimientos según su tipo (merma, pérdida, ajuste de conteo, entre otros), registrando su fecha, usuario que efectuó el registro y el motivo del ajuste. A continuación, solicita a la administración de cada planta o centro los respaldos documentales necesarios que justifiquen cada ajuste, tales como correos de autorización, formularios internos, informes de control de calidad, actas de inventario físico o comprobantes de aprobación por parte de la jefatura correspondiente.

El auditor realiza una comparación manual entre los ajustes descargados y los respaldos recibidos, verificando que cada movimiento registrado cuente con la debida autorización, que tanto las cantidades como las fechas coincidan, y que los motivos de ajuste sean consistentes con la documentación. Si se detectan inconsistencias, como un ajuste sin respaldo, una aprobación posterior al registro o una diferencia de cantidad, la observación se documenta en los papeles de trabajo y se comunica a la administración de planta o al área correspondiente.

El proceso requiere una revisión detallada, caso a caso, y un seguimiento activo de cada hallazgo, ya que las correcciones o aclaraciones suelen involucrar varios niveles jerárquicos. En los cierres contables, este procedimiento se intensifica debido al volumen de ajustes generados, lo que aumenta la carga de trabajo y la probabilidad de errores por exceso de información. En síntesis, el proceso de ajustes de inventario combina análisis contable, control físico y verificación documental, constituyendo uno de los pilares operativos de la función de auditoría interna en CCU S.A.

### **IV.3 Controles SOX (plataforma Enforcer)**

Los controles SOX se enmarcan en el cumplimiento de la Ley Sarbanes–Oxley, normativa que exige a las empresas mantener un sistema de control interno efectivo sobre la información financiera. En el caso de CCU, estos controles se gestionan mediante la plataforma Enforcer, la cual centraliza la información relativa a cada control, identificando su responsable, la frecuencia de ejecución, los documentos de respaldo y los resultados obtenidos. La auditoría interna tiene la responsabilidad de verificar que estos controles se encuentren correctamente diseñados, documentados y operando conforme a lo planificado.

El proceso comienza con la identificación de los controles a revisar, priorizando aquellos que presentan mayor criticidad o impacto financiero. Una vez seleccionados, el auditor accede a Enforcer y revisa cada control, analizando su descripción, periodicidad, ejecutor y tipo de evidencia asociada. Posteriormente, descarga los documentos adjuntos, tales como reportes de conciliación, respaldos de revisiones o registros de aprobación, para comprobar que la evidencia esté completa, correctamente inscrita, y que coincida con el periodo de evaluación.

Esta revisión no se limita a la existencia del documento, sino que implica un análisis sustantivo sobre la calidad de la evidencia y su pertinencia para demostrar la ejecución efectiva del control. El auditor debe evaluar, por ejemplo, si los reportes adjuntos provienen de fuentes válidas, si los cálculos fueron realizados en las fechas indicadas o si las firmas de revisión pertenecen a los responsables designados. Toda esta información se documenta en matrices de prueba y en los papeles de trabajo, donde se registran observaciones, conclusiones y recomendaciones.

El seguimiento de los controles SOX requiere precisión y rigor, ya que cualquier deficiencia en la evidencia o en la documentación podría derivar en observaciones relevantes por parte de la auditoría externa o del comité de cumplimiento. Por ello, este proceso representa una de las actividades más críticas y exhaustivas de la auditoría interna, tanto por la complejidad técnica de los controles como por la rigurosidad de la documentación requerida.

#### **IV.4 Pruebas de roles de usuarios**

Las pruebas de roles de usuarios tienen por objetivo asegurar que los accesos y permisos otorgados a los trabajadores dentro de los sistemas corporativos, especialmente en SAP, sean coherentes con las funciones y responsabilidades que desempeñan. Este proceso se orienta a garantizar la segregación de funciones (SoD) y prevenir riesgos de acceso indebido o fraude interno.

En su ejecución, el auditor solicita al área auditada un listado actualizado de los colaboradores, junto con la descripción de sus cargos y funciones. En paralelo, solicita al área de Tecnologías de la Información (Auditor TI) un reporte técnico con los roles efectivamente asignados a cada usuario dentro de la plataforma SAP. Con ambas fuentes de información, el auditor procede a compararlas manualmente, evaluando si los roles asignados son compatibles con las funciones declaradas y si no existen combinaciones de accesos que puedan generar conflictos operativos o de control (por ejemplo, un usuario que pueda tanto aprobar como contabilizar una misma transacción).

Durante este proceso se revisan también los movimientos de altas, bajas o modificaciones de usuarios ocurridas durante el periodo auditado, a fin de identificar accesos no revocados o cuentas activas de

excolaboradores. Cuando se detectan excepciones, el auditor documenta los hallazgos, solicita la regularización de permisos y registra los tickets de corrección o las aprobaciones correspondientes como evidencia de mitigación.

Este procedimiento, aunque sistemático, implica un alto nivel de análisis y de manejo de información sensible. Requiere comprender tanto la estructura organizacional como la lógica detrás de los permisos registrados en sistema, lo que lo convierte en una tarea exigente y de gran responsabilidad para los auditores. Su correcta ejecución es esencial para resguardar la integridad del sistema de información y prevenir posibles vulneraciones o errores humanos en el registro contable.

#### **IV.5 Pruebas de transacciones (licencias y vacaciones)**

Las pruebas de transacciones relacionadas con periodos de licencia o vacaciones tienen por finalidad verificar que los usuarios no realicen operaciones o registros en el sistema SAP durante los días en que se encuentran oficialmente ausentes. Este control busca prevenir el uso indebido de credenciales, el acceso no autorizado o la manipulación de información durante ausencias justificadas.

Para llevar a cabo este procedimiento, el auditor solicita a Recursos Humanos el calendario de ausencias correspondiente al periodo en revisión, con el detalle de cada colaborador, tipo de licencia o vacaciones y las fechas específicas. Posteriormente, se extrae desde SAP el registro de transacciones efectuadas por usuario, con su respectiva fecha, hora y tipo de operación realizada. Con ambas fuentes, el auditor realiza un cruce manual de información, identificando coincidencias entre las fechas de ausencia y las fechas en que el usuario registró actividad dentro del sistema.

Cuando se detectan coincidencias, el auditor verifica si existía una delegación formal de funciones debidamente documentada o si se trató de una transacción indebida. En casos sin justificación, el hallazgo se considera una desviación de control y se solicita su investigación. El proceso concluye con la clasificación de los casos detectados según su nivel de criticidad y la elaboración de un informe de hallazgos, el cual se comunica al área correspondiente para su regularización.

Este procedimiento, aunque aparentemente sencillo, es de gran relevancia para el control interno, ya que asegura la trazabilidad de las operaciones y la responsabilidad individual sobre los registros. Sin embargo, su ejecución manual implica la revisión de un gran volumen de datos, lo que lo convierte en una tarea laboriosa y susceptible a omisiones. La dependencia de la precisión en los reportes de RR.HH. y la exactitud de los registros de SAP exige un alto grado de coordinación entre áreas, siendo un proceso intensivo en tiempo y detalle.

## IV.6 Síntesis

El análisis desarrollado en el presente apartado permitió cumplir con el Objetivo Específico III.2.1, el cual consiste en *“analizar los procesos actuales de control contable en CCU S.A. para identificar y priorizar las tareas manuales y repetitivas que presentan un mayor riesgo de ineficiencia y error humano”*. A partir del levantamiento de información realizado con la colaboración directa del equipo de auditoría interna, fue posible obtener una comprensión integral del funcionamiento real de los principales procesos que sustentan el control contable de la organización.

La descripción detallada de los procedimientos, entre ellos la revisión de contratos, ajustes de inventario, controles SOX, pruebas de roles de usuarios y pruebas de transacciones durante licencias y vacaciones, permitió visualizar con precisión los flujos operativos, las etapas de revisión y los puntos críticos donde se concentran los mayores esfuerzos manuales. En todos los casos, se evidenció que la ejecución de los controles se basa principalmente en la intervención directa del auditor, en el uso de planillas junto con documentos de respaldo dispersos, y en la necesidad constante de validar información proveniente de múltiples sistemas corporativos.

Este diagnóstico confirma que, aunque los procesos actuales son funcionales y garantizan un nivel adecuado de control, su estructura manual los hace susceptibles a ineficiencias, duplicidades y riesgos de error humano, especialmente en contextos de alta carga operativa como los cierres contables o las auditorías externas. Asimismo, el análisis permitió reconocer la falta de integración entre plataformas, la dependencia del juicio individual del auditor para detectar inconsistencias y la carencia de mecanismos automáticos de cruce de datos o alertas preventivas.

En consecuencia, el cumplimiento de este objetivo específico no solo permitió mapear con claridad las tareas críticas y repetitivas que requieren revisión constante, sino también priorizar aquellas actividades donde la automatización podría generar mayor impacto en términos de eficiencia y confiabilidad del

proceso de auditoría. Esta comprensión profunda de la realidad operativa constituye la base empírica y conceptual para el desarrollo del siguiente apartado, en el cual se abordarán las propuestas de automatización mediante inteligencia artificial (IA) orientadas a mejorar el control contable, optimizar los tiempos de revisión y fortalecer la trazabilidad de la información financiera.

## **V. Diseño de una arquitectura de control contable híbrida (RPA-IA)**

La creciente complejidad de los procesos contables y el volumen de transacciones que maneja CCU S.A. han puesto en evidencia las limitaciones de los modelos tradicionales de control interno, los cuales se basan principalmente en revisiones manuales, muestreos y controles ex post. En este contexto, se propone el diseño de una arquitectura de control contable híbrida, que integra Automatización Robótica de Procesos (RPA) e Inteligencia Artificial (IA) como mecanismos de apoyo al juicio profesional del auditor interno, permitiendo avanzar hacia un modelo de auditoría continua, preventiva y orientada al riesgo.

Esta arquitectura no busca reemplazar la función del auditor, sino fortalecerla, automatizando tareas repetitivas y de bajo valor agregado, y proporcionando alertas inteligentes que faciliten la identificación oportuna de riesgos contables y operacionales. La propuesta se fundamenta en el uso de herramientas tecnológicas ya existentes en el mercado, priorizando su viabilidad, madurez y compatibilidad con el ecosistema tecnológico de CCU, particularmente con los servicios asociados a Google Cloud, actualmente utilizados por la organización.

### **V.1 Principios generales del modelo híbrido de control contable**

El modelo híbrido de control contable propuesto se sustenta en tres principios fundamentales:

1. Automatización de tareas repetitivas y manuales, mediante RPA, con el objetivo de reducir el error humano y liberar tiempo del equipo de auditoría para labores de análisis y supervisión.
2. Asistencia inteligente al análisis contable, utilizando herramientas de Inteligencia Artificial que permitan interpretar información compleja, identificar patrones anómalos y priorizar riesgos.
3. Supervisión humana permanente (Human-in-the-Loop), asegurando que las decisiones finales y los juicios profesionales continúen siendo responsabilidad del auditor interno, en coherencia con los principios éticos y de gobernanza del marco COSO.

Bajo este enfoque, la tecnología actúa como un habilitador del control, no como un sustituto del criterio profesional, reforzando la confiabilidad, trazabilidad y oportunidad de los procesos de control contable.

## **V.2 Arquitectura general del modelo híbrido de control contable (MHCC)**

La arquitectura propuesta se estructura en tres capas funcionales, que operan de manera integrada:

### **V.2.1 Capa de ingesta y orquestación – RPA**

La primera capa corresponde a la ingesta y estandarización de datos, la cual se apoya en herramientas de Automatización Robótica de Procesos (RPA). En esta etapa, los robots de software replican tareas operativas actualmente realizadas de forma manual, tales como la extracción de información desde SAP, la plataforma Enforcer, bases de datos de Recursos Humanos y repositorios documentales no estructurados.

El uso de RPA permite asegurar que la información utilizada para el control contable sea completa, íntegra y consistente, reduciendo riesgos asociados a errores de digitación, omisiones o inconsistencias entre sistemas. Esta capa constituye la base operativa sobre la cual se apoyan las funcionalidades de inteligencia del modelo.

### **V.2.2 Capa de inteligencia y análisis – IA**

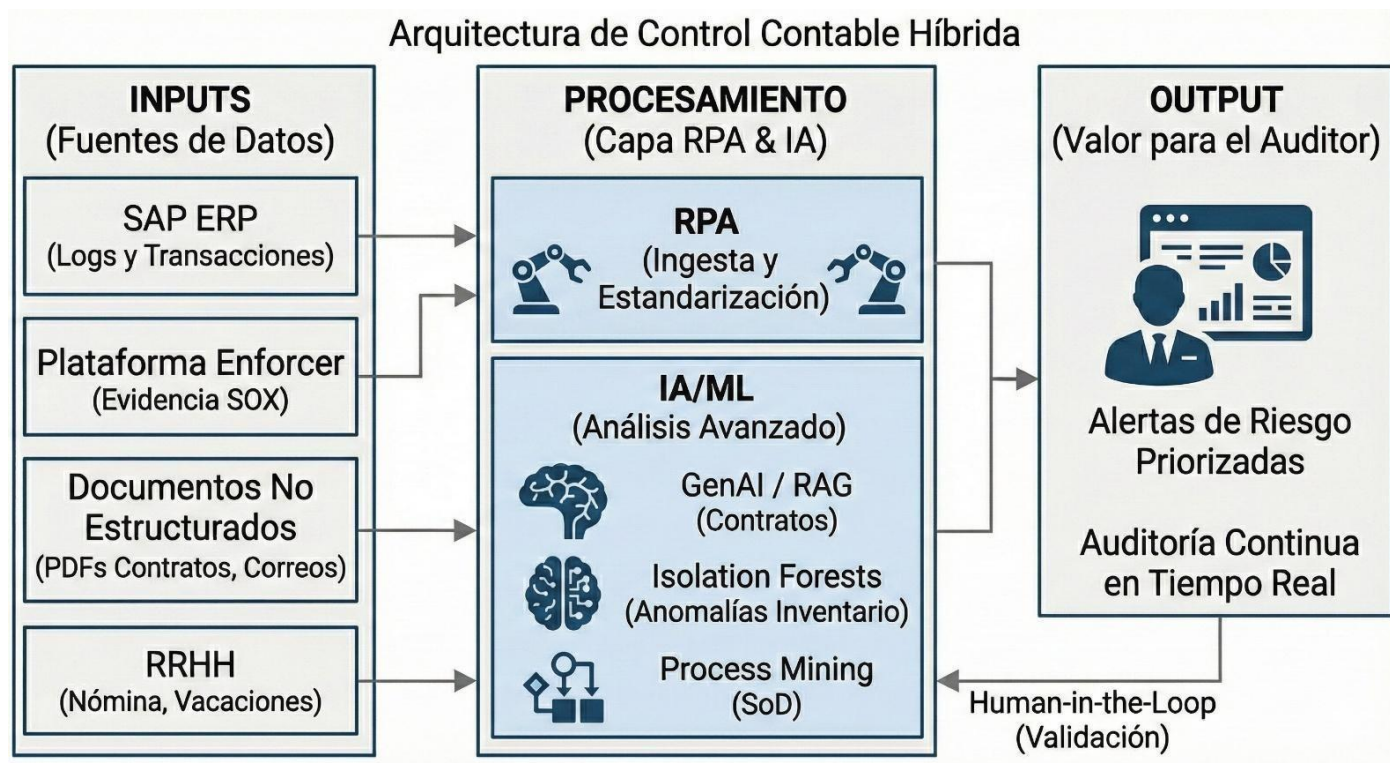
La segunda capa del modelo corresponde al núcleo de inteligencia y análisis, y se fundamenta en la incorporación de Inteligencia Artificial para fortalecer la capacidad del control contable en tareas de interpretación, detección y priorización de riesgos. En esta etapa, el uso combinado de IA Generativa y técnicas de análisis basadas en datos permite abordar volúmenes elevados de información contable y documental, interpretar textos complejos, como contratos, políticas internas y evidencias de control, identificar desviaciones relevantes respecto de patrones históricos y, a partir de ello, generar alertas priorizadas para revisión posterior por el auditor bajo un enfoque de supervisión humana (human-in-the-loop). Con el fin de asegurar la viabilidad de implementación y la coherencia con el ecosistema tecnológico de CCU, se propone utilizar herramientas existentes y ampliamente disponibles en el mercado, tales como Gemini (Google) para análisis y comprensión de información no estructurada, ChatGPT (OpenAI) como asistente conversacional para apoyar consultas, síntesis y validación conceptual, y NotebookLM (Google) para la organización, análisis y síntesis de documentos internos, procedimientos y evidencias, contribuyendo a una auditoría más preventiva, consistente y trazable.

### V.2.3 Capa de supervisión y validación – Human-in-the-loop

La tercera capa corresponde a la supervisión humana, donde el auditor interno valida las alertas generadas por el sistema, analiza las excepciones detectadas y emite los juicios profesionales correspondientes.

Esta capa se materializa a través de dashboards de control y reportes inteligentes, que presentan la información de forma clara, priorizada y trazable, facilitando la toma de decisiones y asegurando el cumplimiento de los principios de control interno y gobernanza corporativa.

**Ilustración 49:** Funcionamiento técnico del modelo híbrido de control contable (MHCC).



**Fuente:** Elaboración propia

## **V.3 Aplicación del modelo híbrido de control contable a los procesos críticos de CCU S.A.**

El Modelo Híbrido de Control Contable propuesto se aplica de manera diferenciada a los cinco procesos críticos identificados en CCU S.A., considerando las particularidades operativas, los riesgos asociados y el tipo de información involucrada en cada uno. En todos los casos, la incorporación de Inteligencia Artificial (IA) y Automatización Robótica de Procesos (RPA) se concibe como un mecanismo de apoyo al control interno, orientado a fortalecer la prevención de riesgos, mejorar la eficiencia operativa y ampliar la cobertura de revisión, sin reemplazar el juicio profesional del auditor interno. Bajo este enfoque, cada propuesta se estructura siguiendo una lógica de entrada, procesamiento y salida (input–process–output), que permite clarificar cómo la tecnología transforma la información disponible en alertas y evidencia útil para la toma de decisiones de control.

### **V.3.1 Revisión de contratos**

El proceso de revisión de contratos en CCU S.A. se caracteriza por una elevada carga manual, dado que implica la lectura y análisis de documentos extensos, redactados en lenguaje jurídico y con estructuras poco estandarizadas. Esta situación genera una alta dependencia del criterio individual del auditor o analista, incrementando el riesgo de omisiones, interpretaciones inconsistentes y diferencias en los criterios de revisión. Desde la perspectiva del control contable, estas limitaciones pueden traducirse en la no detección de cláusulas contractuales críticas, errores en la validación de vigencias o interpretaciones incorrectas de responsabilidades financieras, afectando la calidad de la información utilizada para la evaluación de riesgos y la toma de decisiones.

La propuesta de mejora se basa en el uso de Inteligencia Artificial Generativa aplicada al análisis documental, utilizando como herramienta principal NotebookLM (Google), dada su capacidad para trabajar directamente sobre documentos internos y mantener trazabilidad sobre las fuentes analizadas. Como input, el sistema recibe los contratos en formato digital (PDF y documentos internos), junto con lineamientos de control previamente definidos por la organización, tales como políticas internas y criterios de revisión contractual. En la etapa de procesamiento, NotebookLM asiste al auditor en la lectura y síntesis de los documentos, identificando cláusulas relevantes, vigencias, condiciones financieras y posibles puntos de riesgo desde una perspectiva contable y de control, sin sustituir la revisión humana. Finalmente,

como output, el auditor recibe resúmenes estructurados, alertas sobre cláusulas críticas y referencias directas a los apartados del contrato que requieren revisión detallada, lo que le permite focalizar su análisis, reducir los tiempos de revisión y mejorar la consistencia y trazabilidad del control contractual.

### **V.3.2 Ajustes de inventario (castigos)**

El proceso de ajustes de inventario, particularmente en lo relativo a castigos, constituye un punto crítico desde la perspectiva del control contable debido a su impacto directo en los estados financieros. Actualmente, la validación de estos ajustes se apoya en cruces manuales de información proveniente de SAP y en autorizaciones administrativas, lo que expone el proceso a errores de digitación, registros inconsistentes o incluso ajustes ficticios que pueden no ser detectados oportunamente.

La propuesta de mejora plantea el uso de un motor analítico basado en Machine Learning orientado a la detección de anomalías, diseñado para apoyar el análisis del comportamiento histórico de los ajustes de inventario. Como input, el sistema utiliza los registros históricos de ajustes extraídos desde SAP, junto con información contextual relevante, como centros de costo, volúmenes y autorizaciones asociadas. En la etapa de process, el modelo analiza los patrones históricos de comportamiento y detecta desviaciones relevantes respecto de lo que se considera normal para el negocio, generando alertas cuando se identifican ajustes atípicos. Como output, el auditor recibe un conjunto priorizado de alertas sobre aquellos ajustes que presentan mayor probabilidad de error o irregularidad, permitiéndole concentrar su revisión en las excepciones más relevantes. Este enfoque posibilita pasar de un control basado en muestreos a una cobertura total de los ajustes, fortaleciendo la confiabilidad de la información contable y reduciendo la dependencia exclusiva del control manual.

### **V.3.3 Controles SOX en la plataforma Enforcer**

En el ámbito de los controles SOX documentados en la plataforma Enforcer, uno de los principales desafíos identificados es el carácter reactivo del proceso de revisión de evidencias. En muchos casos, la validación de la documentación se realiza una vez cerrado el periodo o en etapas cercanas a auditorías externas, lo que incrementa el riesgo de observaciones y reprocesos, afectando la eficiencia del control interno.

La propuesta de mejora contempla la incorporación de Inteligencia Artificial Generativa mediante la herramienta Gemini (Google), orientada a apoyar la revisión documental de evidencias SOX. Como input, el sistema recibe las evidencias cargadas en la plataforma Enforcer, junto con la definición formal de los controles SOX que dichas evidencias deben respaldar. Durante la etapa de process, Gemini asiste en el análisis de consistencia, completitud y alineación entre la evidencia presentada y el control definido, identificando posibles brechas tales como documentación incompleta, desactualizada o inconsistente. Como output, el auditor recibe alertas preventivas sobre estas brechas, lo que le permite anticipar correcciones antes de auditorías externas, estandarizar criterios de revisión y fortalecer la trazabilidad y gobernanza del control SOX.

### **V.3.4 Roles SAP y segregación de funciones**

El control de segregación de funciones en SAP es un proceso especialmente sensible, dado que busca prevenir conflictos de interés y accesos indebidos a funciones críticas. Actualmente, este análisis se realiza mediante comparaciones manuales entre la información de cargos proveniente de RRHH y los permisos técnicos asignados en SAP, lo que dificulta la detección oportuna de conflictos, especialmente en entornos organizacionales complejos y dinámicos.

La propuesta de mejora se basa en el uso de minería de procesos, apoyada por RPA para la extracción de datos, con el objetivo de analizar no solo los permisos asignados, sino también las transacciones efectivamente ejecutadas por los usuarios en el sistema. Como input, el sistema integra información de cargos desde RRHH y logs transaccionales de SAP. En la etapa de process, la minería de procesos permite reconstruir el comportamiento real de los usuarios, identificando posibles violaciones a la segregación de funciones que no son evidentes en un análisis estático de permisos. Como output, el auditor recibe alertas sobre posibles conflictos de segregación, las cuales pueden ser evaluadas y gestionadas oportunamente, fortaleciendo el control preventivo sobre accesos y reduciendo el riesgo de no detección de conflictos relevantes.

### V.3.5 Transacciones realizadas durante ausencias (vacaciones y licencias)

El control de transacciones realizadas durante periodos de ausencia constituye un proceso crítico para la detección de uso indebido de credenciales o accesos no autorizados. Actualmente, este control se realiza mediante cruces manuales entre los registros de ausencias de RRHH y los logs de transacciones de SAP, lo que lo hace susceptible a omisiones, errores y retrasos en la detección de eventos relevantes.

La propuesta contempla el uso de Automatización Robótica de Procesos (RPA) como herramienta principal, dado que se trata de un control basado en reglas claras y determinísticas. Como input, el sistema recibe la nómina de ausencias (vacaciones y licencias) proveniente de RRHH y los registros transaccionales de SAP. En la etapa de process, el RPA automatiza el cruce sistemático entre ambas fuentes de información, identificando cualquier actividad registrada durante periodos marcados como ausencia. Como output, el auditor recibe alertas automáticas y oportunas sobre estas transacciones, lo que fortalece el control preventivo, mejora la oportunidad de detección de riesgos y reduce significativamente la carga operativa asociada a revisiones manuales.

## V.3 Alineamiento con el marco de gobernanza COSO

El diseño propuesto no es solo tecnológico, sino que refuerza los cinco componentes del Marco COSO, requisito indispensable para el cumplimiento normativo en CCU S.A.:

- **Ambiente de Control:** La automatización elimina la discrecionalidad humana en tareas rutinarias, fortaleciendo la integridad del entorno de control.
- **Evaluación de Riesgos:** La incorporación de ML permite pasar de una evaluación de riesgos estática a una dinámica, donde los riesgos emergentes (ej. nuevos patrones de fraude en inventario) son detectados por el algoritmo sin necesidad de reprogramación (COSO, 2024).
- **Actividades de Control:** Los bots de RPA actúan como controles preventivos y detectivos automáticos, operando 24/7, lo que garantiza una consistencia que el control manual no puede ofrecer.
- **Información y Comunicación:** El modelo asegura la trazabilidad completa de los datos (*Audit Trail*), generando reportes de auditoría generados por sistema que son inmutables y fiables para la alta dirección.

- **Supervisión (Monitoreo):** Se transita hacia un monitoreo continuo, permitiendo que la auditoría interna de CCU evalúe la eficacia de los controles en tiempo real, alineándose con las nuevas guías de COSO sobre IA y Robótica (Chen et al., 2025).

## V.4 Síntesis del diseño propuesto

El diseño del Modelo Híbrido de Control Contable (MHCC) presentado constituye una respuesta técnica integral a los nudos críticos de ineficiencia y riesgo operativo detectados en el diagnóstico de CCU S.A. Al integrar la Automatización Robótica de Procesos (RPA) en la capa de ejecución y tecnologías cognitivas avanzadas, como GenAI con RAG, Machine Learning no supervisado y Minería de Procesos, en la capa de análisis, la propuesta logra transformar la función de control: se transita desde una revisión manual, muestral y reactiva, hacia un esquema de Auditoría Continua capaz de validar el 100% de las transacciones.

Esta arquitectura no solo aborda la problemática operativa reduciendo los tiempos de ciclo en tareas repetitivas (como la revisión de contratos o el cruce de vacaciones), sino que eleva la calidad del aseguramiento al detectar patrones de fraude y errores complejos que permanecían invisibles ante los métodos tradicionales. Asimismo, al estructurar este despliegue tecnológico bajo los cinco componentes del marco COSO, se garantiza que la innovación digital no comprometa, sino que fortalezca, la gobernanza corporativa, proporcionando a la administración de CCU S.A. una herramienta de gestión de riesgos robusta, escalable y alineada con los estándares de una industria 4.0.

## VI. Fundamentación del valor estratégico de la automatización para CCU S.A.

La implementación del Modelo Híbrido de Control Contable (MHCC) diseñado en el capítulo anterior no constituye meramente una actualización tecnológica, sino una decisión estratégica orientada a cerrar la brecha entre la gestión de riesgos tradicional y las exigencias de un entorno empresarial digitalizado. A partir de los casos de éxito analizados y la literatura especializada, se fundamenta el valor de esta propuesta en tres dimensiones clave: eficiencia operativa (reducir el desperdicio de recursos), mitigación de riesgos (blindaje del patrimonio) y alineamiento con la estrategia corporativa de CCU S.A.

## VI.1 Proyección de eficiencia operativa y reasignación de recursos

El diagnóstico realizado a CCU S.A. reveló una dependencia significativa de procesos manuales en tareas como la revisión de contratos y el cruce de nóminas. La literatura de la industria indica que las funciones financieras promedio dedican hasta un 40% de su tiempo a tareas manuales automatizables. Al implementar el MHCC, se proyectan los siguientes beneficios directos en eficiencia:

1. **Reducción de Tiempos de Ciclo:** Basado en el caso de éxito de Saint-Gobain, que logró ahorrar aproximadamente 240 semanas de trabajo al año mediante la minería de procesos, se estima que la automatización de la revisión de controles SOX (Enforcer) y la validación de roles en SAP permitiría a CCU S.A. reducir drásticamente las horas-hombre dedicadas a la recolección y cruce de datos. Esto liberaría al equipo de auditoría para enfocarse en el análisis de las excepciones ya detectadas por el sistema, en lugar de gastar tiempo buscándolas.
2. **Optimización del Proceso de Cierre Contable:** La automatización de la conciliación de ajustes de inventario (castigos) ataca directamente uno de los cuellos de botella del cierre. Al igual que Walmart logró reducir sus niveles de inventario en un 20% mediante algoritmos predictivos, la aplicación de Machine Learning en CCU permitiría validar los ajustes en tiempo real, evitando la acumulación de revisiones al final del mes y acelerando la emisión de estados financieros fiables.
3. **Economías de Escala en la Revisión Documental:** La revisión manual de contratos es lineal (a más contratos, más auditores necesarios). La propuesta de IA Generativa (RAG) rompe esta linealidad. Tal como lo demostró WestRock, el uso de GenAI permite generar borradores y revisiones de documentos complejos en una fracción del tiempo habitual, permitiendo a CCU escalar su volumen de operaciones sin necesidad de aumentar proporcionalmente la dotación de auditores.

## VI.2 Mitigación de riesgos y fortalecimiento del control

El valor estratégico más crítico para una empresa regulada y de gran escala como CCU S.A. radica en la capacidad de prevención. El modelo actual, basado en muestreos, deja "puntos ciegos" por donde pueden filtrarse errores o fraudes.

1. **Del muestreo a la auditoría total (Cobertura del 100%):** El modelo MHCC permite analizar la totalidad del universo de transacciones (ej. el 100% de los ajustes de inventario o el 100% de los accesos de usuarios), eliminando el riesgo de muestreo inherente a la auditoría tradicional. Esto es crucial para detectar fraudes de bajo monto, pero alta frecuencia que suelen evadir los controles selectivos.
2. **Detección de anomalías sofisticadas:** Siguiendo el ejemplo de **Microsoft**, que implementó Machine Learning para detectar facturas fraudulentas que visualmente parecían correctas, el uso de *Isolation Forests* en CCU permitirá identificar patrones de fraude en inventarios que no son evidentes para el ojo humano (ej. combinaciones inusuales de horarios, usuarios y tipos de ajuste), actuando como un sistema de alerta temprana antes de que el impacto financiero sea material.
3. **Prevención de conflictos de interés (SoD):** La automatización del cruce entre nómina (RRHH) y registros de SAP asegura que ningún usuario pueda ejecutar transacciones críticas (como aprobar pagos o ajustes) mientras está oficialmente de vacaciones o licencia, cerrando una vulnerabilidad común en el uso de credenciales compartidas.

### VI.3 Alineamiento con los pilares estratégicos de CCU S.A.

La modernización del control contable se alinea directamente con los tres pilares estratégicos definidos por CCU S.A.: Rentabilidad, Crecimiento y Sustentabilidad.

- **Rentabilidad:** La automatización reduce el costo operativo de la función de auditoría y, más importante aún, previene pérdidas financieras por errores ("revenue leakage") o fraudes, protegiendo directamente la última línea del estado de resultados.
- **Crecimiento:** Al contar con una arquitectura de control escalable (RPA+IA), CCU puede integrar nuevas unidades de negocio o expandirse a nuevos mercados sin que la complejidad administrativa del control se convierta en un freno para la agilidad comercial.
- **Sustentabilidad:** Un sistema de control robusto y transparente fortalece la Gobernanza Corporativa (la "G" en ESG), un activo intangible esencial para la reputación de la compañía ante inversionistas y reguladores. Además, la eliminación de tareas tediosas y repetitivas mejora la calidad de vida laboral del equipo de auditoría, favoreciendo la retención del talento analítico.

**Ilustración 50:** Cuadro comparativo entre el modelo de auditoría tradicional y la propuesta de auditoría continua.

| Modelo Tradicional                                                                                                                           | vs. | Modelo Propuesto (MHCC)                                                                                                                 |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Auditoría Reactiva</b>                                                                                                                    |     | <b>Auditoría Continua</b>                                                                                                               |
|  <b>Cobertura:</b><br>Muestreo Aleatorio<br>(Puntos Ciegos) |     |  <b>Cobertura:</b><br>100% de la<br>Población (Total) |
|  <b>Tiempo:</b> Post-Mortem / Reactivo                      |     |  <b>Tiempo:</b> Tiempo Real / Preventivo              |
|  <b>Recurso:</b> 40% Tareas Manuales                       |     |  <b>Recurso:</b> Enfoque en Análisis Estratégico     |

*Fuente:* Elaboración propia

## VI.4 Síntesis del capítulo

En conclusión, la adopción del modelo propuesto representa una inversión estratégica de alto retorno para CCU S.A. No solo promete cerrar las brechas de eficiencia identificadas en el diagnóstico, liberando hasta un 40% del tiempo del equipo para labores de mayor valor agregado, sino que transforma la naturaleza del riesgo: la organización pasa de una postura reactiva y defensiva a una proactiva y predictiva. Al fundamentar esta transformación en evidencia comprobada de líderes de la industria como Microsoft y Saint-Gobain, se valida que la tecnología es el habilitador necesario para asegurar la sostenibilidad y el liderazgo de CCU en un entorno de negocios cada vez más complejo.

## ITEM IV: CONCLUSIONES

La profesión de la auditoría interna se enfrenta a una coyuntura histórica que trasciende la simple necesidad de modernización; se trata de una crisis de relevancia existencial. El análisis del contexto global revela que la disciplina ha llegado a un punto de inflexión donde los métodos tradicionales de aseguramiento, estáticos y retrospectivos, han perdido sincronía con la velocidad de los riesgos empresariales actuales. La aceleración digital y la volatilidad de los mercados han configurado un entorno de amenazas interconectadas que los enfoques convencionales ya no logran capturar. Por tanto, la adopción de tecnologías emergentes no es una opción de mejora incremental, sino un imperativo de supervivencia: si la función no evoluciona desde su rol de verificador histórico hacia uno de anticipación estratégica, corre el riesgo cierto de quedar relegada a una posición administrativa, incapaz de aportar valor en la toma de decisiones críticas de la alta dirección.

Existe una disonancia estructural alarmante entre las preocupaciones estratégicas de los directorios y la ejecución operativa de los planes de auditoría. Mientras los CEOs y la alta gerencia identifican la disrupción digital, la escasez de talento y la inestabilidad macroeconómica como las principales amenazas para la viabilidad del negocio, las áreas de auditoría continúan destinando la mayor parte de sus recursos a revisiones de cumplimiento normativo y financiero sobre hechos pasados. Esta desconexión no solo genera una brecha de cobertura de riesgos, sino que erosiona la legitimidad de la auditoría interna como socio estratégico. La función está fallando en auditar lo que verdaderamente importa para la sostenibilidad futura de la empresa, lo que debilita su posición política y su capacidad de influencia dentro de la estructura de gobierno corporativo.

En el ámbito de la inversión tecnológica, se observa una "paradoja de productividad" que frena la transformación digital. Si bien existe consenso sobre la necesidad de invertir en tecnología, la mera adquisición de herramientas no se ha traducido automáticamente en los retornos esperados. Esto se debe, en gran medida, a la falta de una cultura organizacional preparada para el cambio y a un déficit de confianza en la alta dirección respecto a la fiabilidad de los nuevos sistemas. Específicamente con la Inteligencia Artificial Generativa, aunque se reconoce su potencial para aumentar la rentabilidad, persiste un escepticismo profundo sobre su uso en procesos sensibles debido a la opacidad de sus decisiones ("caja negra"). Esta desconfianza paraliza la implementación a gran escala, manteniendo a las organizaciones atrapadas en procesos híbridos ineficientes donde la tecnología existe, pero no se utiliza para la toma de decisiones autónoma.

La dimensión del capital humano ha dejado de ser un desafío operativo para convertirse en un riesgo estratégico de primer orden. La escasez de "talento analítico" es hoy una de las barreras más significativas para el crecimiento empresarial, ya que impide a las organizaciones extraer valor de sus propios datos. El perfil clásico del auditor, formado en la revisión contable y el cumplimiento normativo, resulta insuficiente para navegar en un ecosistema de Big Data y algoritmos. La modernización de la auditoría exige, por tanto, una reingeniería del talento: es indispensable transitar hacia equipos multidisciplinarios que integren competencias de ciencia de datos, programación y pensamiento crítico. Sin esta evolución en las capacidades humanas, cualquier inversión en infraestructura tecnológica será estéril, pues no habrá profesionales capaces de interpretar los *insights* algorítmicos ni de gestionar los riesgos éticos de la automatización.

Al aterrizar el análisis en la realidad de América Latina y Chile, se evidencia una brecha tecnológica y de gestión que sitúa a la región en desventaja competitiva frente a los mercados globales. Aunque existe una alta consciencia sobre la criticidad de la ciberseguridad y la disrupción tecnológica, la respuesta de las organizaciones locales ha sido lenta y conservadora, priorizando inversiones en sistemas transaccionales básicos (ERP) por sobre herramientas de automatización avanzada (RPA/IA). En el caso particular de Chile, este rezago se ve agravado por una distorsión en el mercado laboral: la dificultad para ofrecer paquetes de compensación competitivos impide atraer al escaso talento digital disponible, perpetuando un círculo vicioso donde la falta de capacidades internas frena la adopción tecnológica, y la obsolescencia tecnológica hace menos atractiva a la empresa para el nuevo talento.

Desde la perspectiva operativa, se confirma que la dependencia estructural de procesos manuales y hojas de cálculo constituye una "vulnerabilidad sistémica" inaceptable para los estándares actuales de control. La literatura y la evidencia empírica demuestran que la inmensa mayoría de las planillas utilizadas en reportes financieros contienen errores humanos, lo que compromete la integridad de la información contable. Esta ineficiencia no solo introduce riesgos de error material, sino que genera cuellos de botella severos en momentos críticos como el cierre contable, consumiendo hasta el 40% del tiempo de los equipos en tareas de digitación y conciliación. Esta carga operativa impide liberar recursos para el análisis de tendencias y la prevención de fraudes, manteniendo a la auditoría en un rol reactivo de "apagado de incendios" en lugar de prevención de riesgos.

En cuanto al marco teórico de la Inteligencia Artificial, se concluye que esta ha superado su etapa experimental para consolidarse como un habilitador transversal de la cadena de valor. La convergencia de la capacidad de cómputo y la disponibilidad masiva de datos ha permitido que técnicas como el

Machine Learning (ML) redefinan las posibilidades del aseguramiento. A diferencia de las tecnologías anteriores, la IA permite transitar desde el paradigma del muestreo aleatorio, que por definición asume un riesgo de no detección, hacia el análisis exhaustivo del 100% de la población de datos. Esto implica un cambio cualitativo profundo: la auditoría ya no busca errores en una fracción representativa, sino que tiene la capacidad de identificar patrones anómalos, fraudes sofisticados y tendencias de riesgo en la totalidad de las transacciones, elevando el estándar de seguridad razonable a niveles inéditos.

No obstante, la integración de estas capacidades cognitivas introduce nuevos desafíos de Gobernanza que no pueden ser ignorados. La adopción de IA conlleva riesgos emergentes específicos, como los sesgos algorítmicos, la falta de explicabilidad y las "alucinaciones" en modelos generativos, que pueden inducir a errores en la toma de decisiones. Por ello, es imperativo que la implementación tecnológica vaya acompañada de un marco de control robusto, como COSO, adaptado a la era digital. Se establece que la tecnología no debe operar en el vacío; requiere una supervisión humana activa (*human-in-the-loop*) que valide la lógica de los modelos y asegure que la automatización se alinee con los principios éticos y normativos de la organización. La auditoría interna, por tanto, asume un nuevo rol como garante de la "IA Responsable".

La evolución lógica de estos avances es el modelo de Auditoría Continua, que representa la respuesta definitiva a las limitaciones de temporalidad de la auditoría tradicional. Al integrar la extracción automática de datos (vía RPA) con el análisis inteligente (vía IA) en tiempo real, se rompe la barrera del "desfase temporal" entre la ocurrencia de un evento y su revisión. Esto transforma la naturaleza del control interno: de ser un mecanismo detective que actúa cuando el daño ya está hecho, pasa a ser un sistema preventivo e inmunológico que alerta sobre desviaciones en el momento en que ocurren. Este enfoque no solo protege mejor los activos de la compañía, sino que optimiza radicalmente la eficiencia, eliminando las tareas repetitivas y permitiendo que el juicio profesional se concentre exclusivamente en las excepciones y riesgos de alta complejidad.

Mirando hacia el horizonte tecnológico, se concluye que la profesión se encamina hacia una era de autonomía y profundidad causal. Las tendencias emergentes, como los Agentes de IA y la Inteligencia Artificial Causal, prometen resolver las últimas barreras de la automatización. Los Agentes permitirán la ejecución autónoma de procedimientos de auditoría completos, desde la planificación hasta el reporte, actuando como "autopilotos" supervisados. Simultáneamente, la IA Causal y la IA Explicable (XAI) serán fundamentales para superar la desconfianza de la "caja negra", permitiendo a los auditores entender

no solo qué anomalía ocurrió, sino por qué sucedió, facilitando diagnósticos de causa raíz precisos que fortalezcan la resiliencia organizacional a largo plazo.

Finalmente, en lo que respecta al entorno regulatorio, se identifica que el marco legal en Chile se encuentra en una etapa incipiente y de alta incertidumbre. Si bien existen iniciativas legislativas inspiradas en estándares europeos (AI Act), la velocidad de la innovación tecnológica supera la capacidad de respuesta de la regulación estatal. Esta brecha normativa implica que las organizaciones no pueden esperar a tener certezas legales para actuar; deben asumir un liderazgo proactivo en la autorregulación. Es responsabilidad de las empresas y sus funciones de auditoría establecer marcos de gobernanza ética que anticipen los requisitos futuros de transparencia, trazabilidad y protección de datos, asegurando que la modernización tecnológica sea sostenible y respetuosa de los derechos fundamentales antes de que la ley lo exija.

## ITEM V: BIBLIOGRAFÍA

- A Novel Digital Audit Workforce. (2025). *Embedding Agentic Artificial Intelligence in Internal Auditing*. [https://www.efk.admin.ch/wp-content/uploads/publikationen/fachtexte/2025\\_6\\_a\\_novel\\_digital\\_audit\\_workforce.pdf](https://www.efk.admin.ch/wp-content/uploads/publikationen/fachtexte/2025_6_a_novel_digital_audit_workforce.pdf)
- ACL Anthology. (2025). *EcoDoc: A Cost-Efficient Multimodal Document Processing System for Enterprises Using LLMs*. <https://aclanthology.org/2025.acl-industry.109.pdf>
- Aguirre, S., & Rodriguez, A. (2017). Automation of accounting processes: A review of Robotic Process Automation (RPA). *Journal of Information Systems & Technology Management*, 14(3), 249-265.
- Axiao, S., & Carabott, K. (2024). *Detecting outliers in Malta pension schemes and insurance corporations datasets: A machine learning approach*. Central Bank of Malta. <https://www.centralbankmalta.org/site/Publications/Economic%20Research/2024/WP-06-2024.pdf>
- Baggaley, E. (2023, 3 de abril). *12+ case studies that drive home the power of process mining*. Celonis. <https://www.celonis.com/blog/12-case-studies-that-drive-home-the-power-of-process-mining>
- Bakinsky, D. (2025, mayo). *Integrating artificial intelligence into modern audit processes in 2025*. ResearchGate. [https://www.researchgate.net/publication/392066754\\_Integrating\\_Artificial\\_Intelligence\\_into\\_Modern\\_Audit\\_Processes\\_in\\_2025](https://www.researchgate.net/publication/392066754_Integrating_Artificial_Intelligence_into_Modern_Audit_Processes_in_2025)
- Bay, C. (2024, 14 de febrero). *Boosting internal audits at Microsoft with audit digitization, machine learning*. Microsoft Inside Track Blog. <https://www.microsoft.com/insidetrack/blog/boosting-internal-audits-at-microsoft-with-audit-digitization-machine-learning/>
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
- Bumgarner, N., & Vasarhelyi, M. (2018). Continuous Auditing and Continuous Monitoring: A Practical Approach. *The CPA Journal*, 88(1), 58-61.
- Calle García, J. S., Pincay Delgado, M. A., Mendoza Pionce, B. S., & Bravo Quijije, G. S. (2024). Uso estratégico de la inteligencia artificial en la gestión de la cadena de suministro empresarial. *Ciencia y Desarrollo*, 27(2), 268-276. <https://doi.org/10.21503/cyd.v27i2.2620>

Cambria, E., & White, B. (2014). Jumping NLP curves: A review of natural language processing research. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 9(2), 48–57. <https://doi.org/10.1109/MCI.2014.2307227>

Centro Nacional de Inteligencia Artificial. (2024). *CENIA: Centro Nacional de Inteligencia Artificial*. <https://cenia.cl/>

Comisión para el Mercado Financiero. (2022, 31 de agosto). *Norma de Carácter General N°486: Modifica las Normas de Carácter General N°30, N°303, N°473 y N°475 en los términos que indica*. [https://www.cmfchile.cl/portal/principal/613/articles-52797\\_doc\\_pdf.pdf](https://www.cmfchile.cl/portal/principal/613/articles-52797_doc_pdf.pdf)

Compañía de Cervecerías Unidas. (2024). *Memoria Integrada 2024*. <https://www.ccu.cl/inversionistas/memoria-integrada-2024>

Cripps, S. (2024). Artificial and human intelligence for scientific discovery. *Journal & Proceedings of the Royal Society of New South Wales*. <https://www.royalsoc.org.au/wp-content/uploads/2024/08/157-1-25Cripps.pdf>

Cristofaro, M., & Giardino, P. L. (2025). Surfing the AI waves: the historical evolution of artificial intelligence in management and organizational studies and practices. *Journal of Management History*.

Davenport, T. H. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116. <https://hbr.org/webinar/2018/02/artificial-intelligence-for-the-real-world>

Deloitte. (2024, 16 de abril). *How WestRock Harnessed GenAI to Enhance Internal Audit*. The Wall Street Journal, Deloitte Risk & Compliance Journal. <https://deloitte.wsj.com/riskandcompliance/how-westrock-harnessed-genai-to-enhance-internal-audit-f0926363>

Deloitte. (2024, 29 de mayo). *How WestRock Harnessed GenAI to Enhance Internal Audit*. The Wall Street Journal, Deloitte CIO Journal. <https://deloitte.wsj.com/cio/how-westrock-harnessed-genai-to-enhance-internal-audit-f8184951>

Du, X. (2024). Impact of artificial intelligence on auditing and the future of human workforce replacement. *Proceedings of ICEMGD 2024 Workshop: Innovative Strategies in Microeconomic Business Management*, 80–87. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/115/2024BJ0205>

FPT AI. (2025, abril). *AI Agents - Unveiling the Next Frontier*. <https://fpt.ai/wp-content/uploads/2025/04/WP-AI-Agents.pdf>

Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5-14.

<https://doi.org/10.1177/0008125619864925>

Heineken N.V. (2023). *Annual report 2022*. <https://www.theheinekencompany.com/sites/heineken-corp/files/heineken-corp/sustainability-and-responsibility/heineken-n-v-annual-report-2023-final-22feb24.pdf>

Hussain, F., Hussain, R., & Hossain, E. (2021). *Explainable Artificial Intelligence (XAI): An engineering perspective*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2101.03613>

HyperStart. (2025). *What is OCR in Contract Management: A Comprehensive Guide for Auditors*. HyperStart CLM Blog. <https://www.hyperstart.com/blog/ocr-contract-management/>

Imran, M., & Al Marri, A. (2023). Advancing Process Audits with Process Mining: A Systematic Review of Trends, Challenges, and Opportunities. *IEEE Access*, 11, 68341-68360. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3294467>

Instituto de Auditores Internos de España. (s.f.). *Auditoría interna de la inteligencia artificial aplicada a procesos de negocio*. <https://auditoresinternos.es/auditoria-interna-de-la-inteligencia-artificial-aplicada-a-procesos-de-negocio/>

Internal Audit Foundation. (2024). *Auditoría interna: Visión 2035 – Creando nuestro futuro juntos*. The Institute of Internal Auditors. <https://ia-vision2035.org/es/>

Jamalianpour, M. (2025). Anomaly Detection in Accounting Entries Using Deep Learning with Autoencoder Neural Networks. *Journal of Accounting Advances*, 17(1), 79-114. [https://jaa.shirazu.ac.ir/article\\_8337.html](https://jaa.shirazu.ac.ir/article_8337.html)

Jha, S., et al. (2025). *Causal AI-based root cause identification: Research to practice at scale*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.18240>

Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255-260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>

Karacaer, B. (2023). Akıllı Otomasyon Sistemlerinin Getirdiği Riskler ve İç Denetime Etkileri. *Journal of Business Academy*, 4(2), 155-173. <https://doi.org/10.26677/TR1010.2023.1248>

KPMG. (2021). *The future of internal audit: Executive summary*. KPMG International. <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/be/pdf/KPMG-Future-of-Internal-Audit-executive-summary-2022.pdf>

KPMG. (2025). *The Agentic AI Advantage: Unlocking the next level of AI value*. KPMG International. <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/pdf/2025/kpmg-agentic-ai-advantage.pdf>

Kureljusic, M., & Karger, E. (2024). Forecasting in financial accounting with artificial intelligence – A systematic literature review and future research agenda. *Journal of Applied Accounting Research*, 25(1), 81–104. <https://doi.org/10.1108/JAAR-06-2022-0146>

Laukkanen, E. (2025). *From Multimodal Data to an AI Tool: Developing a Language Model Based on Company Documents*. Theseus. [https://www.theseus.fi/bitstream/handle/10024/897225/Laukkanen\\_Emma.pdf?sequence=2&isAllowed=y](https://www.theseus.fi/bitstream/handle/10024/897225/Laukkanen_Emma.pdf?sequence=2&isAllowed=y)

Leland, A. (2025, 19 de junio). *Fundamentals of the COSO Framework: Building Blocks for Integrated Internal Controls*. AuditBoard. <https://auditboard.com/blog/coso-framework-fundamentals>

Mamatha, A., & Hari Krishna, M. (2025). A suspicious financial transaction detection model using auto encoder and risk based approach. *International Journal of Scientific Research and Engineering Development*, 8(3). <https://ijsred.com/volume8/issue3/IJSRED-V8I3P158.pdf>

Manita, R., Elommal, N., Baudier, P., & Hikkerova, L. (2020). The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance. *Technological Forecasting and Social Change*, 150, 119751. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119751>

Marafioti, A., et al. (2025). *SmolVLM: Redefining small and efficient multimodal models* (arXiv:2504.05299). arXiv. <https://arxiv.org/abs/2504.05299>

Martinez, E., Robinson, L., Clark, H., & James, A. (2024). *The role of explainable AI (XAI) in financial decision-making and regulatory audits*.

McCarthy, J. (2007). *What is artificial intelligence?* Stanford University, Computer Science Department.

McKinsey & Company. (2020, noviembre). *Global survey: The state of AI in 2020*. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020>

Miklos, A. V., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). Big Data in Accounting: An Overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381–396.

Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación. (2024). *Proyecto de Ley que regula los sistemas de IA*. Gobierno de Chile. <https://www.minciencia.gob.cl/areas/inteligencia-artificial/Inteligencia-Artificial/Proyecto-Ley-regula-sistemas-IA/>

Mokashi, A., Puthuparambil, B., Daniel, C., & Hanne, T. (2025). Analysis of large language models for company annual reports based on retrieval-augmented generation. *Information*, 16(9), Artículo 786.

Mpofu, F. Y. (2023). The application of artificial intelligence in external auditing and its implications on audit quality? A review of the ongoing debates. *International Journal of Research in Business and Social Science*, 12(9), 496–512. <https://doi.org/10.20525/ijrbs.v12i9.2737>

Mumuni, F., & Mumuni, A. (2025). *Explainable artificial intelligence (XAI): From inherent explainability to large language models*. arXiv.

Nestlé S.A. (2024). *Corporate governance report 2023*. <https://www.nestle.com/investors/corporate-governance>

Nikiforidis, K., et al. (2025). Enhancing transparency and trust in AI-powered manufacturing: A survey of explainable AI (XAI) applications in smart manufacturing in the era of industry 4.0/5.0. *ICT Express*, 11(2), 135–148. <https://doi.org/10.1016/j.icte.2024.12.001>

Nugroho, K., & Turino. (2025). Anomaly Detection in Corporate Balance Sheets for Financial Risk Assessment Using Isolation Forest from 2020 to 2023. *International Journal for Applied Information Management*, 5(3).

Panko, R. R. (2016). What We Know About Spreadsheet Errors. *Journal of End User Computing*, 10(2), 15–21.

Paschke, M., & Gujas, B. (2025). *Cases for research integrity: Generative AI - Vol. 2: Moral reasoning in research integrity classes*. ETH Zurich. <https://www.research-collection.ethz.ch/server/api/core/bitstreams/dcb2ec9b-3399-43a8-b28b-2d75ec183477/content>

Patel, Y. V., Salvia, V., & Kumar, I. (2025). A survey on retrieval-augmented generation: From naive to adaptive approaches with financial insights. *Kronika Journal*, 25(1). <https://kronika.ac/wp-content/uploads/5-KKJ2327.pdf>

- PwC. (2019). *CEOs' curbed confidence spells caution: 22nd Annual Global CEO Survey*. <https://www.pwc.com/gx/en/ceo-survey/2019/report/pwc-22nd-annual-global-ceo-survey.pdf>
- PwC. (2023a). *2023 Global Internal Audit Study*. <https://www.pwc.com/us/en/services/consulting/risk-regulatory/internal-audit-outsourcing-sourcing/library/internal-audit-study.html>
- PwC. (2023b). *Estudio global de auditoría interna 2023: Ver a través de los muros para encontrar nuevos horizontes*. <https://www.pwc.com/cl/es/publicaciones/estudio-global-auditoria-interna/PwC-Global-Internal-Audit-Study-2023.pdf>
- PwC. (2024). *Becoming the catalyst: How finance functions are driving shareholder value*. <https://www.pwchk.com/en/research-and-insights/finance-effectiveness-benchmarking/finance-effectiveness-benchmarking-jun2024.pdf>
- PwC. (2025a). *PwC's 28th Annual Global CEO Survey: Reinvention on the edge of tomorrow*. <https://www.pwc.com/gx/en/issues/c-suite-insights/ceo-survey-2025.html>
- PwC. (2025b, 24 de julio). *Responsible AI and internal audit: what you need to know*. <https://www.pwc.com/us/en/tech-effect/ai-analytics/responsible-ai-internal-audit.html>
- PwC Chile. (2023, noviembre). *Estudio Global de Auditoría Interna | Chile: Ver a través de los muros para encontrar nuevos horizontes*. <https://www.pwc.cl/es/publicaciones/assets/2023/estudio-global-auditoria-interna-2023.pdf>
- Rangel Saltos, J. E., Triviño Bloisse, S. Y., Lavayen Yavar, H., & Villamar Piguave, W. G. (2024). Inteligencia artificial. La nueva transformación de la administración empresarial. *RECIAMUC*, 8(1), 759-767. [https://doi.org/10.26820/reciamuc/8.\(1\).ene.2024.759-767](https://doi.org/10.26820/reciamuc/8.(1).ene.2024.759-767)
- Rico Buitrago, J. D., Álzate Posada, J. F., Hernández, D. F., & Ríos Obando, J. A. (2025). Impacto de la auditoría continua en la mejora de la información financiera y el crecimiento sostenible de las empresas de logística y de paquetería. En *Compilación de investigaciones en ciencias de gestión y negocios: Tecnología y transformación digital* (Vol. 1, No. 7, pp. 37-53). Editorial CID - Centro de Investigación y Desarrollo. [https://doi.org/10.37811/cli\\_w1213](https://doi.org/10.37811/cli_w1213)
- Samadi, P. (2022). The role of big data in digital transformation. *Journal of Data Analytics*, 1, 42-47. <https://doi.org/10.59615/jda.1.1.42>

- Schreyer, M., Gu, H., Moffitt, K., & Vasarhelyi, M. A. (2024). *Artificial Intelligence Agentic Auditing*. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4909147>
- Selvam, M. (2025). Multi-Modal AI Systems for Personalized Financial Planning. *European Journal of Computer Science and Information Technology*, 13(40), 187-208. <https://eajournals.org/ejcsit/vol13-issue40-2025/multi-modal-ai-systems-for-personalized-financial-planning/>
- Shape.agency. (2025). *Tech Guide: AI Agents 2025*. [https://shape.agency/fileadmin/Downloads/Tech\\_Guides/Tech\\_Guide\\_AI\\_Agents\\_SHAPE\\_EN.pdf](https://shape.agency/fileadmin/Downloads/Tech_Guides/Tech_Guide_AI_Agents_SHAPE_EN.pdf)
- Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. (2022). *AI Index report 2022*. Stanford University. <https://aiindex.stanford.edu/report>
- Sumar, R. R. (2021). Automatización contable y el futuro de la profesión contable. *Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento*, 6(6), 167–181. <https://www.nucleodoconhecimento.com.br/contabilidade/profesion-contable>
- Tandiono, R. (2023). The role of artificial intelligence in improving audit quality: A systematic literature review. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*.
- TERG Working Paper Series. (2024). *An investigation into the emerging field of Causal Artificial Intelligence (Causal AI) and its transformative potential for business decision-making processes*. University of Roehampton London. [https://pure.roehampton.ac.uk/ws/files/30013345/TERG\\_Working\\_Paper\\_22.pdf](https://pure.roehampton.ac.uk/ws/files/30013345/TERG_Working_Paper_22.pdf)
- The Future Society. (2025, 4 de junio). *Ahead of the Curve: Governing AI Agents Under the EU AI Act*. <https://thefuturesociety.org/wp-content/uploads/2023/04/Report-Ahead-of-the-Curve-Governing-AI-Agents-Under-the-EU-AI-Act-4-June-2025.pdf>
- VSPT Wine Group. (2023, 2 de octubre). *VSPT Wine Group se presentará en feria en la TFWA World Exhibition & Conference*. <https://vsptwinegroup.com/en/vspt-wine-group-se-presentara-en-feria-en-la-tfwa-world-exhibition-conference/>
- Wang, G., Xie, Y., & Jiang, Y. (2025). Foundation models and intelligent decision-making: Progress, challenges, and perspectives. *PMC*. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12169281/>
- Williams, L. (2021, 25 de febrero). *What will Microsoft do next?* Investment Monitor. <https://www.investmentmonitor.ai/big-tech/what-will-microsoft-do-next/>



YorkSpace. (2024). *DATA-DRIVEN CAUSAL DECISION SUPPORT FOR BUSINESS PROCESS MANAGEMENT*. York University. <https://yorkspace.library.yorku.ca/bitstreams/51d31c89-09b6-483a-98f6-258c1186bd97/download>

Zalaan, S. G., Izadinia, N., & Hamidian, N. (2024). The effect of risk-based continuous auditing on reducing fraud in companies listed on the Iraqi Stock Exchange. *International Journal of Economics and Finance Studies*, 16(4), 212–231. <https://doi.org/10.34109/ijefs.202416410>

Zhang, D., et al. (2022). *The AI Index 2022 Annual Report*. AI Index Steering Committee, Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence, Stanford University. <https://aiindex.stanford.edu>