

Barreras tecnológicas en la implementación de la analítica de recursos humanos (HRA): una revisión de literatura y propuesta metodológica de implementación

Jaime Omar Moreno Jaramillo

Maestría en Administración
Facultad de Ciencias de la Administración
Universidad del Valle
2025

Barreras Tecnológicas en la Implementación de la Analítica de Recursos Humanos (HRA): una Revisión de literatura y propuesta metodológica de implementación

Trabajo de Investigación

Jaime Omar Moreno Jaramillo

Dirección:
Cristian Bedoya Dorado, MSc

Maestría en Administración
Facultad de Ciencias de la Administración
Universidad del Valle
2025

TABLA DE CONTENIDO

I.	INTRODUCCIÓN	1
II.	ANTECEDENTES	3
III.	PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	5
IV.	OBJETIVOS	10
	A. General:.....	10
	B. Específicos:	10
V.	JUSTIFICACIÓN	10
VI.	MARCO TEÓRICO	12
	A. RRHH y Estrategia Corporativa.....	12
	B. Analítica de Recursos Humanos (HRA).....	14
	C. Relación HRA y HRM estratégica	18
	D. Datos y Análisis de Datos	19
	E. Infraestructura de Datos	22
	F. Sistema de Información de Recursos Humanos.....	26
VII.	METODOLOGÍA.....	29
VIII.	RESULTADOS	34
	A. Descriptivos de los artículos analizados	34
	B. Barreras en la implementación de HRA.....	36
	C. Barreras Tecnológicas en la implementación de HRA.....	39
	D. Estrategias para superar barreras en la implementación de HRA	44
	E. Propuesta metodológica para superar las barreras tecnológicas en la implementación de HRA	53
IX.	CONCLUSIONES.....	70
X.	RECOMENDACIONES	73
XI.	LIMITACIONES Y FUTURAS LINEAS DE INVESTIGACIÓN	75
XII.	REFERENCIAS	76

LISTADO DE FIGURAS

Figura 1. Pasos del análisis de datos	20
Figura 2 Proceso de selección de literatura	32
Figura 3 Publicaciones anuales artículos base de la revisión de literatura	34
Figura 4 Tipo de Artículo por año	35
Figura 5 Año de publicación vs. Numero de citasiones	36
Figura 6. Distribución de menciones en Barreras tecnológicas.....	40
Figura 7. Distribución por tipo de recomendaciones	45
Figura 8 Flujograma propuesta metodológica	54

LISTADO DE TABLAS

Tabla 1. Definiciones HRM.....	13
Tabla 2. Definiciones HRA.	15
Tabla 3. Tabla Comparativa: HRA, PA y TA.....	17
Tabla 4 Barreras para la implementación de HRA	37
Tabla 5 Barreras tecnológicas en la implementación de HRA.....	39
Tabla 6. Frecuencia Relativa en la literatura de las Barreras Técnicas.....	41
Tabla 7. Estrategias utilizadas para superar Barreras en HRA	47
Tabla 8. Estrategias relacionadas con barreras tecnológicas.	48
Tabla 9 Roles en la administración de datos.....	62
Tabla 10. Tabla Base análisis.	88

LISTADO DE ANEXOS

Anexo A. Artículos académicos utilizados en la revisión de literatura.	88
Anexo B. Preguntas de Diagnostico Implementación HRA Fase 1.	93

RESUMEN

Esta investigación tuvo como objetivo identificar las barreras tecnológicas en la implementación de la Analítica de Recursos Humanos (HRA) y proponer una metodología que facilite su adopción. Para ello, se llevó a cabo una revisión sistemática de la literatura académica publicada entre 2015 y 2025, utilizando un enfoque cualitativo de tipo descriptivo-analítico. La búsqueda se realizó en las bases de datos Scopus y Web of Science, empleando términos relacionados con HRA y sus principales obstáculos tecnológicos. Tras un proceso de selección, se incluyeron 66 artículos que sirvieron de base para el análisis. A partir de estos, se identificaron 283 menciones de barreras, clasificadas y agrupadas en función de su naturaleza y frecuencia. Las más recurrentes fueron la falta de habilidades técnicas (81 menciones), la cultura organizacional y resistencia al cambio (53), las limitaciones tecnológicas e infraestructura (31), y los problemas de calidad, acceso y gestión de datos (21). Se distinguieron barreras tecnológicas directas y otras con una relación parcial, como la falta de habilidades analíticas y los temas de privacidad. El análisis evidencia una evolución en las barreras según la etapa de adopción de HRA, predominando inicialmente la carencia de capacidades técnicas, seguida por la infraestructura y, en fases posteriores, los desafíos en torno a los datos. Como resultado, se desarrolló una propuesta metodológica estructurada en seis fases para superar estas limitaciones. En conclusión, aunque el interés académico en HRA ha crecido, la implementación efectiva enfrenta múltiples barreras, incluyendo las tecnológicas y de calidad de datos. Migrar a decisiones basadas en datos es crucial y superar la falta de conocimientos técnicos es fundamental para desarrollar capacidades internas o buscar apoyo externo, lo cual representa una ventaja competitiva significativa para las organizaciones.

Palabras Clave: Analítica; Recursos Humanos; Tecnología; Barreras.

I. INTRODUCCIÓN

Kumar (2024) plantea que, en la administración y estrategia organizacional, la toma de decisiones constituye un pilar fundamental para la sostenibilidad y competitividad empresarial. A lo largo de la evolución de la gestión empresarial, se ha evidenciado un cambio significativo en los enfoques utilizados para la toma de decisiones, transitando desde modelos basados en la intuición y la experiencia hacia estrategias fundamentadas en datos. En este sentido, la capacidad de acceder y procesar información en tiempo real se ha convertido en una ventaja estratégica que permite mejorar la eficiencia, reducir la incertidumbre y optimizar los recursos disponibles. Hossain et al. (2024) mostraron que la toma de decisiones basada en datos mejora significativamente las métricas de desempeño del negocio, incluido el crecimiento de los ingresos, la reducción de costos y la satisfacción del cliente. Si bien los beneficios de este enfoque son significativos, Szukits et al. (2024) advierten que las organizaciones también deben enfrentar desafíos como las preocupaciones sobre la privacidad de los datos, las amenazas de ciberseguridad y la complejidad de integrar nuevas tecnologías.

Sateesh V. Shet et al. (2021) señalan que el desarrollo tecnológico ha sido un factor determinante en la transformación de la toma de decisiones dentro de las organizaciones. La proliferación de herramientas de analítica avanzada ha posibilitado la recopilación, almacenamiento y procesamiento masivo de datos, permitiendo su análisis en función de objetivos estratégicos, como afirman V. Fernández et al. (2021). Asimismo, Peeters et al. (2020) destacan que la automatización de procesos, el uso de algoritmos predictivos y la inteligencia artificial han consolidado un modelo de gestión basado en evidencia empírica. Como resultado, según Bonilla-Chaves et al. (2023), las organizaciones han incrementado su capacidad para identificar tendencias, mitigar riesgos y mejorar la precisión en la formulación de estrategias. En este contexto, Polzer (2022) subraya que la toma de decisiones basada en datos no solo ha optimizado la eficiencia operativa, sino que también ha generado un impacto significativo en áreas críticas, como la gestión del talento humano.

Amirian et al. (2017) destacan que la accesibilidad y el avance de la ciencia de datos han impulsado significativamente la aplicación del análisis de datos en diversas industrias y dominios de conocimiento. La analítica de datos, según Hamilton y Sodeman (2020), se refiere al proceso de examinar conjuntos de datos grandes y variados para descubrir información útil, patrones ocultos, tendencias y correlaciones que pueden ayudar en la toma de decisiones y en la generación de conocimiento. Por su parte, Sarker (2021) explica que el uso de métodos de análisis avanzados, como *machine learning*, ha mejorado aún más la inteligencia y las capacidades de las aplicaciones, lo que ha llevado a una toma de decisiones inteligente en áreas como los negocios, la atención médica y la ciberseguridad, entre otros.

Esta tendencia también ha llegado a áreas como la de recursos humanos (RRHH). La analítica de recursos humanos (Human Resource Analytics – HRA) se refiere al proceso de utilizar datos y métricas para obtener información significativa sobre el desempeño, la eficacia y el impacto de las prácticas de RRHH en una organización. Van den Heuvel et al. (2017) sostienen que el HRA contribuye a la toma de decisiones estratégicas y al mejoramiento del rendimiento organizacional. En esta misma línea, Madhani (2023) argumenta que el HRA permite una toma de decisiones basada en datos, al resaltar el valor de la información proveniente de los recursos humanos y su incidencia en el desempeño organizacional.

Kremer (2018) y Margherita (2021) coinciden en que, dentro de las capacidades estratégicas de una compañía, el análisis de recursos humanos (HRA) constituye una de las iniciativas más relevantes de las áreas de RRHH. Esto se debe a que su implementación permite a las organizaciones tomar decisiones más informadas y estratégicas en aspectos como la gestión del talento de los colaboradores, la planificación de la fuerza laboral y la mejora de la experiencia de los empleados, como lo señalan Bonilla-Chaves (2023)

Según Marler et al. (2017) para la correcta implementación de la HRA existen tres condiciones que son claves. Primero, el personal debe tener el conocimiento y las habilidades para el manejo de datos. En segundo lugar, es esencial el apoyo de la dirección de la compañía. En tercer lugar, es necesario el acceso y el procesamiento de datos de calidad. Algunos autores incluyen en la lista de elementos clave etapas anteriores y posteriores al proceso específico de análisis de datos. Por ejemplo, Belizón et al. (2023) incluyen como elemento clave un proceso adecuado de generación de solicitudes, es decir, las preguntas que se pretende responder con el análisis de datos y una correcta comunicación de resultados posterior al proceso de análisis. Según Margherita (2021) a pesar del creciente reconocimiento de su importancia, la implementación efectiva de HRA sigue siendo un desafío debido a la necesidad de comprender las tecnologías disruptivas, integrarlas con las prácticas tradicionales de gestión de RRHH y asegurar un enfoque estratégico con impacto en el negocio.

Newman et al. (2020) plantean que una de las barreras para la implementación del análisis de recursos humanos (HRA) es la percepción de estos procesos como reduccionistas. Por su parte, Dahlbom et al. (2020) y Liebowitz et al. (2019) destacan la resistencia que existe en algunas organizaciones a tomar decisiones basadas en los resultados del HRA. Además, Cayrat et al. (2022) señalan que también existen obstáculos relacionados con la calidad e integración de los datos, así como con la competencia analítica de los especialistas en recursos humanos.

No obstante, el creciente uso del análisis de recursos humanos (HRA) en las empresas durante los últimos años ha ampliado el abanico de barreras y desafíos para su implementación, especialmente aquellos relacionados con la tecnología. Hamilton et al. (2020) explican que la incorporación del HRA ha sido posible gracias a factores como el avance tecnológico, que permite la recopilación y procesamiento de grandes volúmenes de datos, la digitalización de procesos, la adopción de

tecnologías como la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, así como una mayor conciencia sobre el valor estratégico de los datos en la toma de decisiones en recursos humanos. En esta misma línea, Bonilla-Chaves (2023) sostienen que la tecnología constituye la base para realizar análisis de datos complejos y generar información significativa que apoye la toma de decisiones en este ámbito.

La presente investigación tiene como objetivo realizar una revisión de la literatura sobre las barreras tecnológicas que enfrentan las empresas en la implementación de la HRA y, con base en ello, proponer una metodología para su implementación. Para ello, se realizó una investigación de enfoque cualitativa, en la que se empleó una revisión de la literatura basada en publicaciones desde 2015 hasta 2025 de los catálogos *Web of Science* y *Scopus*. Los principales hallazgos sugieren que existe una creciente proliferación de literatura académica sobre Human Resource Analytics en los últimos años, esta se ha enfocado principalmente en marcos conceptuales y beneficios potenciales. Sin embargo, según Margherita (2021) persiste una escasa documentación de casos reales de implementación que permita entender con mayor profundidad cómo se aplican estas herramientas en contextos organizacionales diversos.

El presente documento se estructura en nueve apartados. En primer lugar, se presentan los antecedentes, donde se exploran los conceptos fundamentales y el contexto histórico relacionado con la analítica de recursos humanos (HRA). Segundo, se encuentra la formulación del problema, en donde se identifican y analizan las principales dificultades que enfrentan las organizaciones en la adopción de estas tecnologías. Seguido, se exponen los objetivos del estudio, los cuales delimitan las metas específicas que se pretende alcanzar. Cuarto, en la justificación del trabajo se argumenta la relevancia y el impacto potencial de abordar las barreras tecnológicas asociadas. Posteriormente, el marco teórico proporciona la base conceptual que sustenta el desarrollo de la investigación. Después, la sección de metodología describe el enfoque adoptado y las técnicas utilizadas. En el séptimo lugar, se encuentran los resultados y su discusión. Luego, se presentan las conclusiones, limitaciones del estudio y recomendaciones para futuras líneas de investigación. Finalmente, se presentan las recomendaciones para la implementación y monitoreo de la propuesta metodológica derivada de los hallazgos.

II. ANTECEDENTES

Bonilla-Chaves et al. (2023), así como Madsen et al. (2017), señalan que la analítica de recursos humanos (HRA) se deriva del desarrollo y consolidación de la analítica de datos. A partir de sus aportes, se presentan a continuación diversos estudios sobre esta temática, organizados en cuatro ejes: (i) los inicios de la HRA y las etiquetas relacionadas; (ii) la definición de HRA y su vínculo con la estrategia organizacional; (iii) la aplicación de la HRA a los procesos de recursos humanos; y (iv) las relaciones entre HRA, análisis de datos y tecnología.

Bahuguna et al. (2024) indican que el término Human Resource Analytics (HRA) se utilizó por primera vez a principios de la década de 2000 y que a partir de 2015 se observa un aumento significativo en las publicaciones sobre este tema. Boudreau et al. (2005) introdujeron el concepto de “ciencia de decisiones” aplicado a recursos humanos, destacando la necesidad de un cambio en el enfoque tradicional para mejorar la toma de decisiones relacionadas con el capital humano. Por su parte, Khan et al. (2016) aclaran que, aunque la gestión de recursos humanos basada en datos y métricas no es un fenómeno nuevo, lo que ha cambiado es la cantidad y complejidad de los datos disponibles para quienes toman decisiones en esta área.

Existen diferentes términos utilizados para referirse al análisis de datos en recursos humanos: *Human Resource Analytics (HRA)*, *People Analytics (PA)* y *Talent Analytics (TA)*. Ghatak (2022) explica que People Analytics constituye un subconjunto de la HRA, enfocado en la toma de decisiones basadas en datos con un claro alineamiento hacia los objetivos estratégicos del área de recursos humanos. Por su parte, Levenson (2021) señala que *Talent Analytics* enfatiza el uso de datos específicamente para comprender y gestionar el talento dentro de las organizaciones. En un enfoque más amplio, Бокатенко et al. (2021) afirman que la HRA abarca un espectro más extenso de análisis, incluyendo tanto el estudio de la fuerza laboral como del talento humano. En consecuencia, para esta investigación se optará por utilizar el término HRA como categoría integradora.

Actualmente, existen diversas definiciones de *Human Resource Analytics (HRA)* que, aunque comparten elementos comunes como el uso de tecnología, datos y estadística, presentan matices distintivos que permiten valorar su amplio potencial en las organizaciones. Ignacio et al. (2017) y Madhani (2023) coinciden en que el HRA constituye un enfoque basado en datos orientado a optimizar la gestión del talento humano, mejorar el desempeño organizacional y apoyar la toma de decisiones estratégicas. Marler et al. (2017) amplían esta perspectiva al definir la HRA como una técnica habilitada por tecnologías de la información, que integra distintos tipos de análisis de datos relacionados con procesos de RRHH y referencias económicas externas, con el fin de generar impacto empresarial y decisiones fundamentadas. Por su parte, Zeidan et al. (2020) subrayan que la HRA no se limita a la manipulación o presentación de datos, sino que implica una combinación única entre la capacidad de generar conocimiento a partir de los datos y la habilidad de comunicar narrativas que permitan resolver problemas organizacionales.

Para Bahuguna et al. (2024), la analítica de recursos humanos (HRA) constituye una práctica que emplea técnicas estadísticas con el objetivo de vincular las actividades de RRHH con el desempeño organizacional. Margherita (2021) señala que sus aplicaciones son diversas, e incluyen la predicción de la rotación de personal, la selección de candidatos, la programación de turnos, el análisis de sentimientos de los empleados y la extracción automatizada de información a partir de hojas de vida. En la misma línea, Vadithe et al. (2023) destacan el impacto

positivo que puede tener la HRA sobre la relación entre los procesos de adquisición de talento y los resultados organizacionales. No obstante, Ignacio et al. (2017) advierten que, aunque la HRA puede optimizar la recopilación y el análisis de datos en ámbitos como la compensación o la gestión del desempeño, no es suficiente por sí sola para abordar todos los desafíos relacionados con los empleados, por lo que se requiere un enfoque holístico en la gestión del talento humano. Este abordaje integral resulta crucial para enfrentar las complejidades del entorno laboral contemporáneo y maximizar el valor estratégico de la HRA.

La relación del HRA con la analítica de datos es transversal, desde sus ventajas hasta sus retos. Dahlbom et al (2020) destacan los desafíos en la adopción de HRA, obstáculos técnicos y humanos, la calidad de los datos y una cultura de RRHH tradicional orientada al cumplimiento. Además, Jiang et al. (2022) proporcionan un marco operativo para la implementación exitosa de HRA y subrayando la importancia de una implementación bien planificada de HRA para superar los desafíos y maximizar sus beneficios. Como exponían Dahlbom et al. (2020), la tecnología es crucial en HRA ya que facilita la recopilación, manipulación y análisis de datos de recursos humanos, permitiendo a las organizaciones tomar decisiones estratégicas basadas en información.

En síntesis, los antecedentes expuestos permiten observar cómo, de acuerdo con Bahuguna et al. (2024), la Analítica de Recursos Humanos (HRA) ha evolucionado desde sus primeros usos en la década del 2000 hasta consolidarse en un campo académico reconocido y diversificado, experimentando un crecimiento notable a partir de 2015. Esta diversificación se refleja en la aparición de enfoques específicos tales como People Analytics, que según Ghatak (2022) enfatiza la toma de decisiones estratégicas alineadas con objetivos organizacionales, y Talent Analytics, que de acuerdo con Levenson (2021) , se centra especialmente en comprender y gestionar el talento dentro de las organizaciones. No obstante, pese al crecimiento académico y conceptual del campo, Dahlbom (2020) et al. y Jiang et al. (2022) advierten que aún persisten barreras significativas, destacando entre ellas las limitaciones tecnológicas, la resistencia organizacional al cambio y ciertos aspectos culturales que dificultan la adopción efectiva de herramientas analíticas en recursos humanos. Ante este panorama, es importante realizar investigaciones específicas que permitan identificar claramente estas barreras y proponer metodologías prácticas que faciliten una implementación eficiente y sostenible de la HRA.

III. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En la literatura académica se han registrado diferentes barreras que inciden en la implementación eficaz de la HRA. Entre estas se encuentran las relacionadas con la administración tradicional de la compañía, hasta las correspondientes a retos tecnológicos. A continuación se abordan diferentes tipos de barreras como lo son: (i) La resistencia cultural al cambio, (ii) las preocupaciones sobre la privacidad y la ética, (iii) la resistencia de los empleados, (iv) la Falta de inclusión de HRA como

una herramienta estratégica dentro de la compañía, (v) la falta de adopción generalizada de nuevas tecnologías en el mundo, en América Latina y específicamente en Colombia, (vi) la falta de datos de calidad y (vii) la falta de habilidades tecnológicas y analíticas del personal de RRHH.

La cultura organizacional resistente al cambio representa un desafío importante para la implementación de HRA. Como destacan Lunde et al (2019), la cultura organizacional representa un desafío para la adopción de tecnología, porque influye en la forma en que los empleados y la dirección valoran y utilizan los datos en la toma de decisiones. La adaptación de la cultura organizacional y la implementación de nuevos procedimientos de aprendizaje son esenciales para aprovechar al máximo las iniciativas tecnológicas. Esta resistencia a aceptar nuevas tecnologías y prácticas puede complicar la integración de HRA en los procesos y sistemas existentes, disminuyendo su impacto y efectividad en la organización.

Las preocupaciones sobre la privacidad y la ética también pueden actuar como barreras significativas en la implementación de HRA. Como advierten Okorie et al (2024), la recopilación y análisis de datos de RRHH pueden plantear serios problemas éticos y de privacidad. El uso indebido o no autorizado de datos de empleados puede generar desconfianza y resistencia entre el personal, además de implicar riesgos legales y reputacionales para la organización.

El uso de datos y algoritmos en la evaluación y gestión de los empleados puede generar reacciones y experiencias negativas. Lee et al (2007) descubrieron que los trabajadores de los servicios de viajes compartidos sentían falta de control e incertidumbre debido a la gestión algorítmica. Park et al (2021) identificó diferentes tipos de cargas, incluidas preocupaciones emocionales y de privacidad, que los empleados sienten hacia la IA en la gestión de RRHH. Rahman et al (2021) analizó los desafíos que enfrentan los trabajadores independientes para comprender y responder a evaluaciones algorítmicas opacas, lo que genera una sensación de imprevisibilidad y pérdida de control. Estos estudios en conjunto sugieren que los empleados pueden sentirse amenazados por el uso de datos y algoritmos en su evaluación y gestión debido a una pérdida de control, incertidumbre y una variedad de cargas y desafíos.

Diversos autores han identificado barreras estratégicas que dificultan la implementación del análisis de recursos humanos (HRA). Ferdous et al. (2015) señalan entre estos obstáculos la reticencia por parte de la alta gerencia, las preocupaciones relacionadas con la privacidad de los empleados, la resistencia organizativa al cambio y los costos asociados a la conversión tecnológica. Por su parte, Levenson et al. (2017) advierten que el campo del análisis de RR.HH. es frecuentemente demasiado amplio, lo cual puede derivar en una falta de enfoque estratégico y en dificultades para generar percepciones accionables. En este contexto, el énfasis exclusivo en mejoras incrementales o en la mera gestión de datos puede limitar la capacidad del HRA para diagnosticar problemas de desempeño empresarial. En complemento, David et al. (2015) subrayan los retos asociados a la implementación de los sistemas de información de RRHH (HRIS),

destacando la necesidad de establecer acciones medibles que contribuyan a mejorar su eficacia en el marco de las estrategias organizacionales.

De acuerdo con datos del Foro Económico Mundial, presentados por Di Battista et al. (2023) el ritmo de adopción de nuevas tecnologías, incluidas aquellas aplicadas a la gestión de recursos humanos, varía considerablemente entre regiones y sectores industriales. Aunque algunas empresas líderes avanzan con rapidez en la incorporación de soluciones de análisis de datos para optimizar sus prácticas en RR.HH., Schwab et al. (2020) advierten que muchas organizaciones todavía enfrentan importantes obstáculos para su implementación, entre los que se incluyen restricciones presupuestarias, carencias en habilidades digitales y una persistente resistencia al cambio cultural.

En el contexto de América Latina, la implementación de Human Resource Analytics (HRA) enfrenta retos similares a los observados a nivel global. Aunque la región ha mostrado un crecimiento sostenido en la adopción de tecnologías digitales, las tasas de incorporación varían ampliamente entre países y sectores. La Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) (2022) señala que, a pesar del aumento general en el acceso a tecnologías de la información y la comunicación (TIC), persisten brechas estructurales relacionadas con la infraestructura tecnológica, el acceso desigual y las capacidades digitales. Esta situación ha generado obstáculos significativos para que muchas organizaciones en la región puedan implementar estrategias de HRA de manera efectiva, principalmente debido a limitaciones en recursos técnicos y humanos especializados. Y en el caso específico de Colombia, la implementación de HRA se enfrenta a desafíos adicionales relacionados con el contexto socioeconómico y político del país. Aunque Colombia ha realizado avances significativos en términos de adopción de tecnologías digitales en los últimos años, aún existen limitaciones estructurales que afectan la implementación de HRA. Por ejemplo, la falta de infraestructura digital en áreas rurales y la brecha digital entre áreas urbanas y rurales dificultan la implementación de soluciones tecnológicas en toda la organización. Además, la inestabilidad política y económica en el país puede generar incertidumbre y desconfianza en la adopción de nuevas tecnologías, incluidas las relacionadas con RRHH.

Aunque la literatura académica sobre la adopción de Human Resource Analytics (HRA) en Colombia aún es incipiente, algunos estudios han logrado identificar barreras relevantes para su implementación en el contexto nacional. Abadía et al. (2023) destacan que, si bien ciertos directivos han comenzado a incorporar el análisis de datos en la toma de decisiones, factores como los costos asociados, las capacidades en tecnologías de la información y el respaldo de la alta dirección inciden de manera significativa en el uso efectivo de estas herramientas. En la misma línea, Argote et al (2017) en un estudio con 15 empresas colombianas, encontraron que el 57 % de estas organizaciones procesa y analiza su información con fines decisionales; sin embargo, el 86 % de ellas se limita al uso de datos básicos. Además, los autores subrayan que la desorganización y fragmentación de los datos representa uno de los principales obstáculos para la realización de análisis

más avanzados, lo que limita el potencial estratégico de HRA en el entorno empresarial colombiano.

La falta de datos de calidad es una de las principales preocupaciones en la implementación de HRA. Como señalan Bondarouk et al (2016) "la calidad de los datos es un factor crucial para la efectividad del análisis de RRHH". La disponibilidad de datos inexactos, incompletos o desactualizados puede obstaculizar la capacidad de las organizaciones para obtener información precisa y significativa de HRA, lo que socava su valor y utilidad en la toma de decisiones estratégicas. Marler et al. (2017) indican que las organizaciones pueden enfrentar retos tecnológicos en la recopilación, almacenamiento y análisis de datos de RRHH. La ausencia de una infraestructura adecuada, sistemas de información integrados y herramientas analíticas avanzadas puede restringir la capacidad de las organizaciones para maximizar el potencial de HRA.

La baja obtención de habilidades digitales del personal de RRHH es otro obstáculo en la implementación de HRA. Como sugieren Rasmussen et al. (2015) los profesionales de RRHH deben adquirir habilidades para adaptarse a la era digital. Por otro lado, los profesionales de RRHH pueden carecer de las habilidades necesarias en análisis de datos y estadísticas para interpretar y utilizar la información proporcionada por HRA. Como plantean Siegel et al. (2020) la competencia analítica es fundamental para aprovechar al máximo el valor de los datos en RRHH. La insuficiencia de conocimiento y experiencia en análisis de datos y tecnologías relacionadas puede limitar la capacidad de estos profesionales para explotar el potencial de HRA y aplicar sus ventajas de manera efectiva en la toma de decisiones estratégicas.

Diversos autores coinciden en señalar el papel fundamental que desempeña la tecnología en la implementación de Human Resource Analytics (HRA). Por ejemplo, Bahuguna et al. (2024), Bonilla-Chaves (2023), Marler (2017), así como Qamar (2021), destacan la importancia de factores como la calidad y disponibilidad de los datos, la infraestructura tecnológica, el software especializado, las herramientas de visualización y el uso de tecnologías emergentes como la inteligencia artificial y el aprendizaje automático. Sin embargo, mientras que Bonilla-Chaves y Qamar enfocan sus análisis en marcos conceptuales y teóricos, los trabajos de Bahuguna y Marler adoptan una perspectiva bibliométrica para caracterizar la evolución del campo según el volumen y tipo de publicaciones. Esta orientación evidencia la necesidad de estudios empíricos que profundicen en los factores tecnológicos que influyen en la implementación efectiva de HRA en contextos organizacionales específicos.

La falta de atención oportuna a las barreras tecnológicas y organizativas en la implementación de la analítica de recursos humanos (HRA) tiene implicaciones críticas para el desempeño organizacional. Según Margherita (2021), ignorar o posponer la resolución de estas limitaciones tecnológicas restringe significativamente la capacidad de innovación y adaptación al cambio, aspectos esenciales para mantener la competitividad en un entorno empresarial cada vez

más dinámico y digitalizado. En línea con esto, Belizón et al.(2023) destacan que la resistencia interna y la falta de una infraestructura tecnológica adecuada para gestionar grandes volúmenes de datos dificultan sustancialmente la toma de decisiones estratégicas basadas en evidencia, limitando así la efectividad y precisión en la gestión del talento humano. Finalmente, Prakash Chandra Bahuguna et al. (2024) enfatizan que la persistencia en prácticas organizativas tradicionales y la demora en gestionar la resistencia hacia el uso de analítica avanzada pueden consolidar una cultura interna rígida, poco receptiva a la transformación digital y al uso efectivo de tecnologías emergentes, afectando negativamente la agilidad organizacional y el aprovechamiento del valor generado por los datos.

En revisiones de literatura existente, diferentes autores coinciden en la importancia de la tecnología para la implementación de HRA. Bahuguna et al. (2024) ; Bonilla-Chaves et al. (2023), Marler et al. (2017), Qamar et al. (2021), enfatizan la importancia de los datos, infraestructura IT, software de análisis de datos, herramientas de visualización de datos, tecnologías de inteligencia artificial y *machine learning*. Sin embargo, ellos enfocan sus hallazgos en la estructura conceptual y teórica o en la cantidad y características de artículos publicados.

En este escenario, se advierte que, aunque la literatura ha contribuido a caracterizar de forma general las barreras que dificultan la implementación de Human Resource Analytics, todavía se observa una dispersión conceptual que dificulta su comprensión integrada. Qamar et al. (2021) sostienen que gran parte de las investigaciones se concentran en describir marcos teóricos o en cuantificar publicaciones sin sistematizar de manera clara los obstáculos específicos que afectan la adopción de estas herramientas. Asimismo, Fernández y Gallardo-Gallardo (2021) destacan que, si bien la tecnología constituye un eje vertebral para la adopción de HRA, la falta de integración entre sistemas, la escasa disponibilidad de soluciones analíticas avanzadas y la fragmentación de las plataformas siguen siendo retos insuficientemente documentados. Este vacío resulta relevante si se considera que, como exponen Bahuguna et al. (2024), la evolución del campo ha estado acompañada por un aumento en la complejidad técnica y en la expectativa de que los departamentos de recursos humanos generen conocimiento estratégico. No obstante, esta expectativa contrasta con la persistencia de limitaciones en capacidades digitales, prácticas de gobernanza de datos y recursos tecnológicos que permitan sostener procesos analíticos de manera consistente. En consecuencia, se considera pertinente realizar un análisis sistemático que identifique las principales barreras tecnológicas descritas en la literatura reciente y que proponga una metodología que oriente su superación, contribuyendo así a facilitar la adopción efectiva de HRA en entornos organizacionales diversos.

A partir de esta brecha, surge el interrogante: *¿Cuáles son las barreras tecnológicas en la implementación de HRA en las organizaciones según la literatura académica durante el periodo 2015-2025 y cuál es la propuesta de una metodología para su implementación?*

IV. OBJETIVOS

A. General:

Determinar las barreras tecnológicas en la implementación de HRA en las organizaciones registradas en la literatura académica, durante el periodo 2015-2025 y proponer una metodología para su implementación.

B. Específicos:

1. Identificar y analizar las principales barreras tecnológicas que obstaculizan la implementación exitosa de HRA en las organizaciones según la literatura académica.
2. Identificar las estrategias que se han investigado para superar las barreras tecnológicas.
3. Formular una propuesta metodológica para la implementación de la HRA desde punto de vista tecnológico.

V. JUSTIFICACIÓN

Dahlbom et al (2020) exponen la importancia del manejo de analítica de datos en las compañías radica en su capacidad para mejorar la toma de decisiones estratégicas, optimizar procesos operativos y anticipar tendencias del mercado. La analítica de datos ha sido utilizada en áreas como marketing y finanzas antes que en recursos humanos. En marketing, se ha empleado para segmentar mercados y analizar el comportamiento del consumidor, lo que permite a las empresas personalizar sus campañas y mejorar su efectividad. Por otro lado Sateesh et al. (2021) sugieren que en finanzas, la analítica se ha utilizado para la gestión de riesgos y el análisis de costos

La implementación de HRA se ha consolidado como una tendencia en el ámbito de los recursos humanos, debido a su enfoque en la toma de decisiones basadas en datos y al uso de tecnologías innovadoras como la inteligencia artificial y el análisis de datos, como señalan Sateesh V. Shet et al. (2021). Minbaeva (2018) destaca que la capacidad de recolectar, procesar y analizar grandes volúmenes de datos ha transformado la manera en que las organizaciones gestionan su talento y definen sus estrategias. En esta misma línea, Pape (2016) sostiene que los avances en tecnologías de la información, *big data* y *machine learning* han proporcionado herramientas poderosas para convertir datos crudos en ideas valiosas, lo que permite mejorar la eficiencia operativa, optimizar los procesos de selección y retención, y fomentar el desarrollo de los empleados.

Según Dahlbom et al. (2020), la baja calidad de los datos, la infraestructura deficiente y los sistemas de TI obsoletos, así como los malentendidos sobre el uso del *big data* en recursos humanos, dificultan la implementación de HRA. Pape (2016) coincide al identificar la disponibilidad de datos de calidad como una barrera común, ya que muchas organizaciones enfrentan dificultades con sistemas de datos fragmentados y desactualizados. Minbaeva (2018) agrega que la falta de conocimiento y habilidades tecnológicas dentro de los departamentos de recursos humanos agrava estos retos, ya que numerosos profesionales en el área no están adecuadamente preparados para utilizar herramientas analíticas avanzadas. A pesar del creciente interés en la analítica de recursos humanos, no se han encontrado estudios de literaturas que aborden específicamente las barreras tecnológicas para su implementación en las compañías.

Este proyecto de investigación se enfoca en identificar y analizar las barreras tecnológicas específicas que impiden la adopción efectiva de HRA. Se busca proporcionar un marco metodológico para superar las dificultades tecnológicas, facilitando así una implementación fluida y exitosa de HRA. Entender y mitigar estas barreras tecnológicas es importante porque la tecnología es un impulsor clave del desarrollo de HRA, permitiendo la automatización de la recopilación y preparación de datos, así como la integración de sistemas para facilitar el análisis de datos en la HRM. Este enfoque adquiere relevancia porque busca facilitar la adopción de tecnología en las compañías, enfrentando los rezagos en la incorporación de innovaciones tecnológicas de la información y comunicación en Colombia (CEPAL, 2022).

Si bien la propuesta metodológica no se orienta de manera exclusiva a un sector o industria específica, su diseño se ha concebido principalmente para organizaciones que presentan un nivel incipiente de madurez en el uso de datos aplicados a recursos humanos. En particular, se dirige a compañías que, por limitaciones presupuestarias o ausencia de conocimiento técnico especializado, no disponen de las capacidades internas ni de los recursos necesarios para contratar soluciones integrales de gran escala. El propósito de esta metodología no es que los líderes de estas empresas asuman directamente la resolución de todas las barreras tecnológicas, sino que cuenten con un marco de referencia claro que les permita comprender los conceptos esenciales, valorar la relevancia de la analítica y planificar un proceso gradual de adopción. Este enfoque facilita que los responsables de las áreas de recursos humanos puedan identificar de manera estructurada los pasos iniciales, definir prioridades y gestionar la búsqueda de asesoría técnica externa o la conformación de equipos especializados. En este sentido, el proyecto se concibe como un aporte práctico que promueve la confianza en la posibilidad de implementar HRA progresivamente, adaptándose a la realidad operativa y presupuestaria de organizaciones que requieren iniciar su transformación digital de manera ordenada y sostenible.

VI. MARCO TEÓRICO

Vasile & Zhan (2021) señalan que la gestión de Recursos Humanos (*Human Resources Management* - HRM) juega un papel importante en la materialización de las estrategias organizacionales al asegurar la supervivencia y el éxito de la organización. Para entender esta relación, inicialmente se mencionarán definiciones de la HRM a través del tiempo. Posteriormente, se resaltarán la relación de HRM con la estrategia de las organizaciones y el uso de la etiqueta Gestión de Recursos Humanos Estratégica (*Strategic Human Resources Management* - SHRM). Luego se mostrará la relación entre analítica de datos y HRM, conocida como la Analítica de Recursos Humanos (HRA). Finalmente se expondrá la relación entre HRA y HRM estratégica.

A. RRHH y Estrategia Corporativa

En la literatura se encuentran diversos enfoques para definir la gestión de recursos humanos (HRM). Armstrong (1988) plantea que la HRM implica actividades como la contratación, la formación y la gestión del desempeño, y la considera crucial para el éxito organizacional. De manera similar, Chauhan (2014) describe la HRM como una función multifacética que abarca el reclutamiento, la gestión y la dirección de la fuerza laboral dentro de una organización. Por otro lado, algunos autores destacan la conexión entre la HRM y la estrategia empresarial. Urban (2022), por ejemplo, concibe la HRM como una herramienta estratégica que permite alinear los objetivos de recursos humanos con la estrategia general del negocio. En la misma línea, Koteski et al. (2022) definen la HRM como un enfoque estratégico e integral para gestionar al personal, con el objetivo de maximizar su potencial y alinear sus esfuerzos con los objetivos organizacionales.

Durante las últimas décadas, los roles de la HRM han experimentado una evolución significativa. Como lo menciona Bin et al (2020) inicialmente la HRM se centraba en funciones administrativas básicas como la gestión de nóminas y la contratación de personal. Con el tiempo, los roles de la HRM han evolucionado hacia un enfoque más estratégico y centrado en el talento. En la actualidad, la HRM desempeña un papel crucial en la planificación estratégica de recursos humanos, la gestión del rendimiento, el desarrollo del liderazgo, la gestión del cambio organizacional y la creación de una cultura organizacional sólida. Es por ello, que autores como Paauwe et al. (2018) enfatizan en la etiqueta de “Gestión Estratégica de Recursos Humanos” (*Strategic Human Resources Management* - SHRM por sus siglas en inglés), como la integración de las estrategias de recursos humanos con los objetivos organizacionales. Para Uysal (2013) la transición de la gestión de recursos humanos tradicional (HRM) a la gestión estratégica de recursos humanos (SHRM) se caracteriza por un enfoque en la relación entre el desempeño individual y el desempeño empresarial.

Como se presenta en la siguiente Tabla 1, existen diversas definiciones sobre HRM, que evidencian el modo en el que está función se ha consolidado como elemento estratégico para las organizaciones:

Tabla 1. Definiciones HRM

Autores	Definición
(Schuler & Jackson, 1987)	Proceso enfocado en vincular las prácticas de recursos humanos con las estrategias corporativas para aumentar la efectividad organizacional.
(Wright & McMahan, 1992)	Enfoque estratégico para la gestión del personal que busca alinear las prácticas de recursos humanos con los objetivos organizacionales, mejorando el rendimiento organizacional y la satisfacción del personal.
(Barney & Wright, 1998)	Sistema coherente de programas, políticas y prácticas que las empresas utilizan para gestionar sus recursos humanos. que aseguren que la organización obtenga las competencias necesarias para alcanzar sus objetivos estratégicos.
(Lepak & Snell, 1999)	Enfoque que reconoce las diferencias en habilidades y conocimientos estratégicos de los empleados. Implica alinear los sistemas de recursos humanos con las competencias centrales de la organización y crear capacidades distintivas.
(Becker & Huselid, 2006)	Implica el uso de prácticas de recursos humanos centradas en el rendimiento organizacional en lugar del rendimiento individual. HRM debe estar alineado con la estrategia empresarial para crear ventajas competitivas sostenibles y mejorar el rendimiento financiero de la organización.
(Lengnick-Hall et al., 2011)	Es un conjunto de prácticas y competencias que permiten a la organización adaptarse, innovar y competir en entornos cambiantes y complejos. Es consistente con la responsabilidad ampliada de la gestión recursos humanos y su contribución al éxito competitivo.
(Chauhan, 2014)	función multifacética que abarca el reclutamiento, la gestión y la dirección de la fuerza laboral de una organización.
(Van den Heuvel & Bondarouk, 2017)	Función de gestionar el capital humano de una organización, asegurando que se alineen las estrategias de recursos humanos con los objetivos organizacionales.

(Boon et al., 2018)	El patrón de despliegues y actividades de recursos humanos planificados destinados a permitir que una organización logre sus objetivos".
(Bin et al., 2020)	Conjunto de prácticas fundamentales para la gestión efectiva del talento dentro de una organización y para la evolución del conocimiento empresarial.
(Margherita, 2021),	Enfoque que integra el rendimiento de los empleados con los impulsores del valor empresarial,
(Podgorodnichenko et al., 2022)	Conjunto de políticas y prácticas que apoyan la estrategia de responsabilidad social corporativa/sostenibilidad (CSR/S) de una organización y ayudan a alcanzar los objetivos del triple resultado: económico, social y ambiental.
(Koteski & Petkoski, 2022)	enfoque estratégico e integral para gestionar a los empleados de una organización, con un enfoque en maximizar su potencial y alinear sus esfuerzos con los objetivos de la organización
(Urban, 2022)	herramienta estratégica que alinea los objetivos de recursos humanos de una empresa con su estrategia de negocio general

Fuente: Elaboración propia

Según la tabla anterior, la HRM es un sistema estratégico y coherente de políticas, prácticas y competencias destinadas a gestionar el talento y el capital humano de una organización. Su objetivo es alinear los recursos humanos con los objetivos y estrategias organizacionales, impulsando tanto el rendimiento organizacional como la satisfacción del personal. A través de la gestión del conocimiento, el desarrollo de competencias centrales y el fomento de capacidades distintivas, HRM busca generar ventajas competitivas sostenibles en entornos cambiantes y complejos, contribuyendo al éxito y la adaptación continua de la organización

B. Analítica de Recursos Humanos (HRA)

Actualmente hay más datos disponibles debido al crecimiento exponencial de la tecnología y la digitalización en todas las áreas de la sociedad, lo que ha llevado a una mayor generación y almacenamiento de datos en diferentes plataformas y dispositivos, como lo muestra Bonilla et al. (2023). Por otro lado Bin et al. (2020) definen el análisis de datos como el proceso de inspeccionar, limpiar, transformar y modelar datos con el objetivo de descubrir información útil, llegar a conclusiones y tomar decisiones informadas mediante la aplicación de técnicas y herramientas estadísticas y computacionales. Este proceso de análisis utilizado en los RRHH se conoce como Analítica de Recursos Humanos. Hamilton et al. (2020) resaltan la importancia del uso de analítica de datos en áreas de recursos humanos porque permite identificar patrones y tendencias en el desempeño y contribución de los

empleados, facilitando la toma de decisiones basadas en evidencia y optimizando la gestión del talento clave para desarrollar ventajas competitivas y mejorar el rendimiento general de la empresa

Desde la década anterior, Kim (2016) ya destacaba el potencial de la analítica de recursos humanos para influir positivamente en la gestión y el desarrollo del talento. Kapoor et al. (2014), así como Subrahmanyam (2023), coinciden en que el uso del análisis de datos en la gestión de recursos humanos ha ido en aumento, con un énfasis creciente en la toma de decisiones y la ejecución de estrategias basadas en datos. Esta analítica se aplica actualmente a múltiples dimensiones de la gestión de la fuerza laboral, como el reclutamiento, la retención, la capacitación y la evaluación del desempeño, todo ello con el objetivo de alinear las estrategias de capital humano con los objetivos comerciales. No obstante, como advierte Virani (2020), persisten desafíos importantes relacionados con la privacidad de los datos, la integración tecnológica y las brechas de habilidades, que deben ser abordados para una implementación efectiva.

Algunas de las definiciones de HRA se encuentran en la Tabla 2.

Tabla 2. Definiciones HRA.

Autores	Definición
(Lawler III et al., 2004)	Uso de técnicas estadísticas y enfoques experimentales para identificar relaciones causales entre prácticas de recursos humanos y métricas de rendimiento, como la satisfacción del cliente y la rentabilidad
(Davenport et al., 2010)	Enfoque que utiliza análisis de datos sobre el rendimiento individual y métricas a nivel empresarial para mejorar la gestión del capital humano, la toma de decisiones y el rendimiento organizacional.
(Levenson, 2011)	Metodología basada en utilizar datos de empleados y análisis estadísticos para impulsar la toma de decisiones.
(Rasmussen & Ulrich, 2015)	Proceso de integrar y analizar datos relacionados con el capital humano dentro de la organización, con el objetivo generar información relevante para mejorar la toma de decisiones empresariales.
(Angrave et al., 2016)	Disciplina que se desarrolla en la intersección de la ingeniería, la ciencia de la computación y métodos cuantitativos, con el objetivo de organizar y analizar grandes cantidades de datos para la toma de decisiones estratégicas.
(Marler & Boudreau, 2017)	Enfoque basado en evidencia para tomar mejores decisiones en el ámbito de los recursos humanos, que consiste en una variedad de herramientas y tecnologías, que van desde la simple elaboración de

	informes sobre métricas de recursos humanos hasta modelos predictivos.
(Van den Heuvel & Bondarouk, 2017)	Utilización de análisis de datos, técnicas estadísticas y razonamiento sistemático para identificar relaciones causales entre las prácticas de recursos humanos y los resultados de rendimiento organizacional, que permita la toma de decisiones informadas.
(Guenole et al., 2017)	Disciplina que utiliza datos y análisis sobre la fuerza laboral para mejorar la toma de decisiones empresariales, la competitividad y la eficiencia operativa en tiempo real, adaptándose a entornos laborales digitalizados y cambiantes.
(Madsen & Slåtten, 2017)	Análisis de datos relacionados con recursos humanos de manera sistemática para tomar mejores decisiones empresariales
(Margherita, 2021)	Enfoque basado en evidencia para la toma de decisiones y acciones relacionadas con las personas que utiliza métodos sistemáticos de análisis y visualización de datos de recursos humanos. Esto permite a las organizaciones tomar decisiones más objetivas y efectivas sobre la gestión del talento
(Belizón et al., 2023)	Práctica de la toma de decisiones en recursos humanos basada en datos. Esta práctica implica abordar una preocupación estratégica u operativa de recursos humanos utilizando datos de recursos humanos, de negocio y/o datos externos
(Bonilla-Chaves & Palos-Sánchez, 2023)	Uso de técnicas analíticas como la minería de datos, el análisis predictivo y el análisis contextual para permitir a los gerentes tomar decisiones más informadas relacionadas con la fuerza laboral.
(Prakash Chandra Bahuguna et al., 2024)	Enfoque basado en datos para la gestión de personas, que utiliza análisis estadísticos y cuantitativos, así como modelos explicativos y predictivos, para vincular las prácticas de recursos humanos con el rendimiento organizacional

Fuente: Elaboración propia.

La HRA es entonces una disciplina que emplea métodos cuantitativos y técnicas analíticas para transformar datos de la fuerza laboral en información valiosa, facilitando la toma de decisiones estratégicas y operativas en recursos humanos para optimizar el rendimiento organizacional. HRA permite identificar patrones, medir el impacto de las prácticas de gestión de talento y establecer vínculos entre el capital humano y los resultados estratégicos de la organización.

Si bien existen diferentes aplicaciones de la Analítica de Datos a las funciones de RRHH, como es el caso del Analítica de personas (*People Analytics* - PA) y la analítica de Talento (*Talent Analytics* - TA); existen diferencias sustantivas con relación a la HRA. En la Tabla 3 se presentan dichas diferencias:

Tabla 3. Tabla Comparativa: HRA, PA y TA

Aplicación en RRHH	HRA	PA	TA
Definición	Uso sistemático y avanzado de métodos estadísticos y matemáticos para analizar datos relacionados con los empleados con el fin de mejorar la gestión del talento y el rendimiento organizacional.	Uso de datos y análisis para entender y gestionar mejor a las personas dentro de una organización, centrado en mejorar la experiencia del empleado y la efectividad organizacional.	Uso de datos y análisis específicos para gestionar y optimizar el talento en la organización, enfocado en identificar, desarrollar y retener a empleados clave.
Enfoque Principal	Rendimiento organizacional y eficiencia en la gestión del talento.	Mejora de la experiencia del empleado y efectividad organizacional.	Identificación, desarrollo y retención de talento clave.
Datos Utilizados	Datos cuantitativos y cualitativos relacionados con el comportamiento, desempeño y características de los empleados.	Datos relacionados con la satisfacción, compromiso, comportamiento y productividad de los empleados.	Datos sobre habilidades, competencias, desempeño y potencial de desarrollo de los empleados.
Métodos	Métodos estadísticos avanzados, análisis de datos, modelos predictivos.	Análisis de datos, encuestas, modelos predictivos y descriptivos.	Análisis de datos, modelos de evaluación de desempeño, herramientas de gestión de talento.
Objetivo	Mejorar la eficiencia y efectividad en la gestión de recursos humanos	Aumentar la efectividad organizacional y la satisfacción de los empleados	Optimizar la gestión del talento para asegurar el crecimiento y la retención de

	y alinear las prácticas de RH con los objetivos estratégicos de la organización.	mediante decisiones informadas basadas en datos.	empleados clave, mejorando así la capacidad competitiva de la organización.
Áreas de Aplicación	Gestión del talento, desarrollo organizacional, planificación de la fuerza laboral, análisis de desempeño.	Gestión de la cultura organizacional, mejora de la experiencia del empleado, análisis del comportamiento y compromiso.	Identificación de altos potenciales, programas de desarrollo de liderazgo, planes de sucesión, estrategias de retención de talento.
Herramientas Comunes	Software de análisis de datos, plataformas de <i>HRIS (Human Resource Information System)</i> , herramientas de inteligencia Empresarial (<i>Business Intelligence</i>).	Plataformas de gestión de la experiencia del empleado, herramientas de análisis de personas, software de encuestas de satisfacción y compromiso.	Sistemas de gestión de talento, herramientas de evaluación de desempeño, plataformas de análisis de competencias.

Fuente: Elaboración Propia

C. Relación HRA y HRM estratégica

Ramachandran et al. (2023) señalan que tanto Human Resources Analytics (HRA) como Strategic Human Resource Management (SHRM) tienen como objetivo apoyar la toma de decisiones estratégicas y mejorar el rendimiento empresarial. No obstante, existen diferencias clave que ayudan a comprender su relación. Mientras que HRA se enfoca en el análisis de datos y métricas para evaluar la efectividad de las prácticas de recursos humanos y optimizar procesos, SHRM busca alinear dichas prácticas con la estrategia organizacional de manera integral. En esta misma línea, Delery et al. (2017) argumentan que HRA tiende a tener un enfoque más táctico y operativo, mientras que SHRM adopta una perspectiva estratégica y de largo plazo, considerando el impacto de las decisiones de recursos humanos en la dirección futura de la organización. Delery explican que la relación entre Human Resources Analytics (HRA) y Strategic Human Resource Management (SHRM) se establece a partir del papel que desempeña el análisis de datos para informar y fortalecer las prácticas de gestión estratégica de recursos humanos. Según los

autores, HRA entrega información basada en datos que permite a las organizaciones tomar decisiones más fundamentadas en sus procesos de recursos humanos, lo que está en consonancia con el objetivo central del SHRM: integrar dichas prácticas con la estrategia organizacional para alcanzar una ventaja competitiva sostenible. Por su parte, Ramachandran destacan que la implementación de HRA puede influir de manera significativa en las decisiones estratégicas del SHRM, siendo factores determinantes la capacitación de los profesionales y el respaldo de la alta dirección.

D. Datos y Análisis de Datos

Islam (2022) define el análisis de datos como un proceso que implica evaluar la información utilizando razonamiento analítico y lógico, con el fin de examinar cada componente de los datos disponibles. Por su parte, Provost et al. (2013) amplían esta perspectiva al señalar que el análisis de datos no se limita a una simple inspección, sino que comprende un proceso iterativo que incluye la limpieza, transformación, modelado e interpretación de datos con el objetivo de extraer *insights* significativos que respalden decisiones informadas. En la última década, McAfee et al. (2017) destacan que el foco del análisis de datos ha evolucionado hacia la creación de valor, posicionando los datos como un activo estratégico clave para las organizaciones. Jordan et al. (2015) complementan esta visión al señalar que el auge del Big Data y la Inteligencia Artificial ha ampliado notablemente el alcance del análisis de datos, permitiendo no solo comprender eventos pasados, sino también predecir resultados futuros y prescribir acciones óptimas con altos niveles de automatización y sofisticación.

Islam (2020) plantea que el análisis de datos sigue un ciclo estructurado que permite transformar información en conocimiento útil para la toma de decisiones, incluyendo etapas como la definición de objetivos, la recopilación, procesamiento y limpieza de datos, el análisis, la interpretación y la aplicación de resultados. Este modelo secuencial ha sido ampliamente adoptado en investigaciones aplicadas por su claridad y funcionalidad en diversos contextos organizacionales, como lo evidencian Bin et al. (2020) y Hamilton et al. (2020). Los pasos de este proceso se ilustran en la
Figura 1.



Figura 1. Pasos del análisis de datos

Fuente: Islam (2020)

- Definición de objetivos: Establecer claramente las preguntas que se desean responder o los problemas que se buscan resolver mediante el análisis de datos. La literatura reciente subraya la necesidad de alinear estrechamente los proyectos de análisis de datos con los objetivos estratégicos de la organización, como lo plantea Marr (2017).
- Recopilación de datos: Obtener datos relevantes de diversas fuentes internas y externas, asegurando su calidad y pertinencia.
- Procesamiento y limpieza: Preparar los datos para el análisis, lo que incluye la corrección de errores, manejo de valores faltantes y transformación de variables. La calidad de los insights generados está directamente limitada por la calidad de los datos de entrada, haciendo de la preparación de datos un paso ineludible y crucial. Rahm (2000)
- Análisis: Examinar los datos para identificar patrones, tendencias y relaciones significativas.
- Interpretación y aplicación de datos: Utilizar los *insights* obtenidos para informar o tomar decisiones.

Otros enfoques amplían estas etapas para incorporar fases posteriores como la visualización, la comunicación efectiva de hallazgos, así como la evaluación y retroalimentación continua del proceso analítico como sugiere Prakash et al. (2024b). Estas propuestas reflejan una evolución hacia procesos más integrales que no solo se limitan a obtener información, sino que también promueven su uso estratégico en la toma de decisiones organizacionales

En el contexto del análisis de datos, se pueden distinguir tres tipos principales de datos según su grado de estructuración. Los datos estructurados se organizan en formatos predefinidos, como tablas en bases de datos relacionales, lo que facilita su acceso y análisis mediante herramientas tradicionales. Por otro lado, los datos no estructurados carecen de una organización definida, lo que complica su

procesamiento; este tipo de datos incluye contenido como textos, imágenes, videos y audios. Finalmente, los datos semiestructurados presentan características intermedias, ya que, aunque no siguen estrictamente un modelo relacional, incorporan etiquetas o marcadores que permiten su análisis con ciertas herramientas especializadas como sugieren Armbrust et al. (2021). Esta clasificación es fundamental para seleccionar adecuadamente las técnicas y tecnologías empleadas en los procesos analíticos.

La correcta gestión de los datos en una organización requiere la intervención de distintos perfiles profesionales, cada uno con funciones específicas dentro del ciclo de vida de los datos. Esta coordinación es esencial para garantizar la calidad, disponibilidad, seguridad y valor estratégico de la información. La literatura especializada ha señalado que la eficiencia en el análisis de datos no depende únicamente de herramientas tecnológicas, sino también de la interacción estructurada entre perfiles técnicos, analíticos y estratégicos dentro de las organizaciones Qamar et al. (2021). Según Islam (2022), los roles fundamentales en este proceso incluyen:

- **Administrador de bases de datos (DBA):** Encargado de mantener, gestionar y asegurar la integridad de las bases de datos. Este rol garantiza la eficiencia en el almacenamiento, recuperación y resguardo de los datos institucionales.
- **Analista de datos:** Responsable de extraer, procesar y analizar datos mediante métodos estadísticos para generar conocimiento útil en la toma de decisiones. Opera principalmente con datos estructurados y herramientas de análisis descriptivo e inferencial.
- **Científico de datos:** Combina competencias estadísticas, programáticas y de negocio para aplicar modelos predictivos, minería de datos y algoritmos de aprendizaje automático sobre grandes volúmenes de datos, usualmente no estructurados o semiestructurados.
- **Ingeniero de datos:** Diseña y construye las arquitecturas de datos necesarias para la adquisición, transporte y almacenamiento eficiente de la información. Se enfoca en entornos de datos masivos, integración entre plataformas y optimización de procesos de ingesta y transformación.
- **Arquitecto de datos:** Define la estructura y organización del ecosistema de datos dentro de la empresa, incluyendo modelos de datos, normas de gobernanza y políticas de interoperabilidad para asegurar su alineación con los objetivos estratégicos del negocio

E. Infraestructura de Datos

Definición y Componentes Fundamentales

La infraestructura de datos se entiende como el conjunto de soluciones tecnológicas que permiten soportar todo el ciclo de vida de los datos dentro de una organización. Como mencionan Holdsworth & Kosinski (2024), esta infraestructura abarca tanto componentes de hardware como de software, y habilita funciones esenciales como la recolección, almacenamiento, depuración, transformación, análisis y gobernanza de los datos. Es la columna vertebral que soporta todo el ciclo de vida de los datos y las aplicaciones que dependen de ellos. Su adecuada implementación facilita el uso estratégico de la información, promoviendo mejoras en la eficiencia operativa y en la toma de decisiones basadas en evidencia. Una infraestructura de datos robusta y bien diseñada es esencial para garantizar la disponibilidad, integridad, seguridad y rendimiento de los activos de información de una empresa.

Según Surendra (2024), los componentes clave de una infraestructura de datos, independientemente de su modelo de implementación, incluyen:

- **Almacenamiento de Datos:** Sistemas para almacenar datos, que pueden variar desde bases de datos relacionales (RDBMS), bases de datos NoSQL, *data warehouses*, *data lakes*, y sistemas de archivos distribuidos.
- **Servidores y Capacidad de Cómputo:** Hardware (o recursos virtualizados) que proporciona la potencia de procesamiento necesaria para ejecutar aplicaciones, procesar transacciones y realizar análisis.
- **Redes:** Infraestructura de comunicación que permite la transferencia de datos entre diferentes componentes del sistema y hacia los usuarios.
- **Software de Gestión de Datos:** Incluye sistemas de gestión de bases de datos (DBMS), herramientas de integración de datos (ETL/ELT), herramientas de calidad de datos, software de virtualización de datos y herramientas de gobernanza de datos.
- **Herramientas de Seguridad:** Mecanismos para proteger los datos contra accesos no autorizados, corrupción o pérdida, incluyendo firewalls, sistemas de detección de intrusos, cifrado y herramientas de gestión de identidades y accesos.
- **Instalaciones Físicas (Data Centers):** En el caso de infraestructuras *on-premise*, esto incluye el espacio físico, la energía, la refrigeración y la seguridad física para alojar el hardware.

La elección del modelo de implementación de esta infraestructura –principalmente *on-premise*, en la nube, o una combinación híbrida– tiene profundas implicaciones estratégicas, operativas y financieras.

Infraestructura de Datos On-Premise

Una infraestructura de datos *on-premise* implica que todos los componentes tecnológicos (hardware, software y redes) se instalan y operan dentro de las instalaciones físicas de la organización o en centros de datos privados gestionados directamente por esta. Este enfoque continúa siendo relevante en sectores que requieren altos niveles de control, seguridad y personalización. Tal como señalan Surendra et al. (2024), muchas organizaciones aún optan por arquitecturas locales para asegurar el control interno sobre el tratamiento de datos, especialmente en contextos donde la sensibilidad de la información, la soberanía de los datos y el cumplimiento normativo constituyen prioridades estratégicas).

Características y Ventajas:

- **Control Total:** La organización tiene control directo y completo sobre su infraestructura, incluyendo la configuración, el mantenimiento y la seguridad física según Miller (2019).
- **Seguridad (Percepción y Realidad Parcial):** Para datos altamente sensibles o industrias con regulaciones estrictas, mantener los datos "en casa" puede ser percibido como más seguro, y en algunos casos, facilita el cumplimiento de normativas específicas de residencia de datos.
- **Rendimiento Optimizado:** Para aplicaciones con alta demanda de latencia o ancho de banda, tener los datos y el procesamiento cerca de los usuarios puede ofrecer ventajas de rendimiento.
- **Personalización:** Mayor flexibilidad para personalizar la infraestructura y el software según requisitos muy específicos.

Desafíos y Limitaciones:

- **Altos Costos Iniciales (CAPEX):** según Terlizzi et al.(2024), la adquisición de servidores, licencias, sistemas de enfriamiento, seguridad física y otros componentes requiere una inversión considerable, especialmente cuando se comparan con modelos en la nube
- **Costos Operativos Continuos (OPEX):** Implica costos de mantenimiento, actualizaciones, energía, refrigeración y personal especializado.
- **Escalabilidad Limitada:** Escalar la capacidad (hacia arriba o hacia abajo) puede ser un proceso lento, costoso y disruptivo.
- **Obsolescencia Tecnológica:** El hardware y software pueden volverse obsoletos rápidamente, requiriendo ciclos de actualización costosos.
- **Recuperación ante Desastres:** Implementar soluciones robustas de recuperación ante desastres puede ser complejo y caro.

Infraestructura de Datos en la Nube (*Cloud Data Infrastructure*)

La infraestructura de datos en la nube se refiere a la provisión de recursos tecnológicos, como procesamiento, almacenamiento, redes y software, ofrecidos como servicios remotos por terceros y accedidos a través de internet. Como señalan Armbrust et al. (2021), este modelo ha transformado la arquitectura de los sistemas analíticos al proporcionar acceso escalable y flexible a capacidades de cómputo sin requerir inversiones sustanciales en infraestructura física propia. Los modelos de servicio más comunes incluyen: Infraestructura como Servicio (IaaS), donde se arriendan recursos de hardware como servidores, redes y almacenamiento; Plataforma como Servicio (PaaS), que proporciona entornos para el desarrollo y despliegue de aplicaciones; y Software como Servicio (SaaS), que ofrece aplicaciones listas para ser utilizadas a través de la web.

Surendra et al. (2024) destaca que el uso de almacenamiento en la nube facilita la creación de grandes volúmenes de datos accesibles de forma remota, mientras que proveedores como AWS, Azure y Google Cloud permiten el despliegue eficiente de servicios sin necesidad de inversión inicial significativa. De igual forma, Chernova et al. (2023) señala que estas soluciones se han consolidado como una alternativa eficaz para que pequeñas y medianas empresas accedan a tecnologías analíticas avanzadas con menores barreras de entrada

Características y Ventajas:

- **Escalabilidad y Elasticidad:** Capacidad para aumentar o disminuir recursos rápidamente según la demanda, pagando solo por lo que se usa Armbrust et al. (2021).
- **Eficiencia de Costos:** Reduce la necesidad de grandes inversiones iniciales (CAPEX), transformándolas en gastos operativos (OPEX). Potencial de optimización de costos mediante economías de escala del proveedor.
- **Flexibilidad y Agilidad:** Permite a las empresas experimentar e innovar más rápidamente, aprovisionando recursos en minutos en lugar de semanas o meses.
- **Mantenimiento Reducido:** El proveedor de la nube se encarga del mantenimiento de la infraestructura subyacente.
- **Acceso Global y Disponibilidad:** Facilita el acceso a los datos y aplicaciones desde cualquier lugar y a menudo ofrece mejores opciones de continuidad del negocio y recuperación ante desastres.
- **Acceso a Tecnologías Avanzadas:** Los proveedores de nube suelen ofrecer acceso fácil a tecnologías de vanguardia como big data, IA/ML, y analítica avanzada.

Desafíos y Limitaciones:

- Seguridad y Privacidad de los Datos: Preocupaciones sobre la seguridad de los datos en manos de terceros, la soberanía de los datos y el cumplimiento de regulaciones de privacidad, según Subashini (2011).
- Dependencia del Proveedor (Vendor Lock-in): Dificultad para migrar datos y aplicaciones entre diferentes proveedores de nube.
- Conectividad a Internet: El rendimiento y la disponibilidad dependen de una conexión a internet estable y de alta velocidad.
- Costos Impredecibles: Aunque el modelo de pago por uso puede ser eficiente, los costos pueden escalar rápidamente si no se gestionan adecuadamente (especialmente los costos de salida de datos o *egress fees*).
- Complejidad de la Gestión: Gestionar entornos de nube, especialmente *multicloud* o híbridos, puede ser complejo y requerir nuevas habilidades.

Modelos Híbridos y Tendencias Futuras

El modelo de nube híbrida combina componentes de infraestructura local (*on-premise*) con servicios de nube pública, ofreciendo un enfoque flexible que permite equilibrar el control de datos sensibles con la escalabilidad de la nube. Según Surendra et al.(2024), esta configuración resulta particularmente útil cuando se requiere mantener ciertas cargas de trabajo o datos críticos bajo control interno, mientras se aprovechan los beneficios operativos y de rendimiento de la nube pública para otras funciones. Esta dualidad técnica permite a las organizaciones adaptarse a escenarios cambiantes de demanda y normativas, y sienta las bases para adoptar nuevas tendencias como la computación en el borde (*edge computing*), la contenerización, la infraestructura como código (IaC) y arquitecturas distribuidas como *data mesh*, que apuntan a una mayor agilidad, descentralización y automatización en el acceso a los datos.

Las tendencias futuras en infraestructura de datos incluyen:

- *Serverless Computing* (Computación sin Servidor): Los desarrolladores se enfocan en el código de la aplicación sin preocuparse por la gestión de la infraestructura subyacente (el proveedor de la nube la gestiona dinámicamente).
- *Edge Computing* (Computación en el Borde): Procesamiento de datos más cerca de donde se generan (e.g., dispositivos IoT), reduciendo la latencia y el ancho de banda hacia la nube o el data center central.
- Contenerización y Orquestación (e.g., Docker, Kubernetes): Facilitan la portabilidad y la gestión de aplicaciones a través de diferentes entornos de infraestructura.

- Infraestructura como Código (IaC): Gestión y aprovisionamiento de la infraestructura mediante código y herramientas de automatización, mejorando la consistencia y la velocidad.
- Data Fabric y Data Mesh: Arquitecturas de datos que buscan proporcionar un acceso más integrado, flexible y descentralizado a los datos distribuidos en entornos híbridos y multicloud

La elección de la infraestructura de datos adecuada es una decisión estratégica que debe alinearse con los objetivos de negocio, los requisitos de carga de trabajo, las consideraciones de seguridad y cumplimiento, y las capacidades técnicas de la organización. Una gestión eficaz de esta infraestructura es crucial para el éxito de cualquier iniciativa basada en datos.

F. Sistema de Información de Recursos Humanos

Definición y Evolución

Un Sistema de Información de Recursos Humanos (HRIS), también conocido como Sistema de Gestión de Recursos Humanos (HRMS) o Capital Humano Management (HCM), es una solución de software que permite a las organizaciones gestionar y automatizar las actividades y procesos de recursos humanos (RH) de manera integrada y eficiente como sugieren Kovach & Cathcart Jr (1999). El HRIS combina las funciones tradicionales de RH con la tecnología de la información para crear un sistema centralizado para la gestión de datos de empleados y la optimización de los flujos de trabajo de RH.

La evolución de los HRIS ha sido significativa. Tannenbaum (1990) ya describía los primeros sistemas computarizados de personal, que se enfocaban principalmente en la automatización de tareas administrativas básicas como el procesamiento de nóminas y el mantenimiento de registros de empleados. Con el tiempo, y gracias a los avances tecnológicos, los HRIS han evolucionado de ser simples sistemas de mantenimiento de registros a convertirse en plataformas estratégicas que soportan una amplia gama de funciones de RH, desde la adquisición de talento hasta la gestión del desempeño y el desarrollo profesional como señala Lengnick (2003). La llegada de internet y las tecnologías web impulsó el desarrollo del e-HRM (Gestión Electrónica de Recursos Humanos), que incluye portales de autoservicio para empleados y gerentes, y la transición hacia soluciones basadas en la nube de acuerdo con Strohmeier (2007).

Funcionalidades Clave y Componentes

Un HRIS moderno suele incluir una variedad de módulos o funcionalidades que cubren todo el ciclo de vida del empleado:

- Administración de Personal: Mantenimiento de una base de datos centralizada con información detallada de los empleados (datos demográficos, historial laboral, compensación, etc.).
- Gestión de Nómina (Payroll): Cálculo y procesamiento de salarios, deducciones, impuestos y cumplimiento de la legislación laboral.
- Gestión de Beneficios: Administración de los diferentes planes de beneficios ofrecidos a los empleados (seguro médico, planes de pensiones, vacaciones, etc.).
- Adquisición de Talento (Reclutamiento y Selección): Gestión del proceso de reclutamiento, desde la publicación de vacantes y el seguimiento de candidatos (*Applicant Tracking System - ATS*) hasta la contratación y el *onboarding*.
- Gestión del Desempeño: Establecimiento de objetivos, evaluaciones de desempeño, retroalimentación continua y planes de desarrollo individual.
- Gestión del Aprendizaje y Desarrollo (LMS): Administración de programas de capacitación, cursos en línea y seguimiento del progreso del desarrollo de los empleados.
- Gestión del Tiempo y Asistencia: Registro de horas trabajadas, ausencias, vacaciones y cumplimiento de horarios.
- Planificación de la Fuerza Laboral y Sucesión: Análisis de las necesidades actuales y futuras de talento, identificación de empleados de alto potencial y planificación de la sucesión para roles clave.
- Informes y Analítica de RH (HR Analytics): Generación de informes estándar y personalizados, y capacidades analíticas para medir métricas de RH, identificar tendencias y respaldar la toma de decisiones estratégicas basadas en datos, según Marler (2017).
- Autoservicio para Empleados y Gerentes (ESS/MSS): Portales que permiten a los empleados acceder y actualizar su propia información personal, solicitar vacaciones, etc., y a los gerentes acceder a información de sus equipos y realizar aprobaciones.

Beneficios Estratégicos e Implicaciones para la Gestión de Datos de RH

La implementación efectiva de un HRIS puede generar numerosos beneficios para una organización:

- Como sugiere Beadles (2005), la eficiencia administrativa automatiza tareas manuales y repetitivas, reduciendo la carga de trabajo administrativo del departamento de RH y minimizando errores.
- Mejora de la Calidad de los Datos de RH: Al centralizar la información de los empleados en una única base de datos, se mejora la precisión, consistencia y accesibilidad de los datos.
- Toma de Decisiones Basada en Datos: Proporciona las herramientas para generar informes y análisis que permiten a los líderes de RH y de negocio tomar decisiones más informadas sobre la gestión del talento y la estrategia de personal.

- Mejora de la Experiencia del Empleado: Los portales de autoservicio y el acceso fácil a la información pueden mejorar la satisfacción y el compromiso de los empleados.
- Cumplimiento Normativo: Ayuda a garantizar el cumplimiento de las leyes laborales y las regulaciones de protección de datos mediante la estandarización de procesos y la capacidad de auditoría.
- De acuerdo con Lawler (2015), la alineación Estratégica de RH: Permite que RH pase de ser una función puramente administrativa a un socio estratégico del negocio, utilizando datos para impulsar iniciativas que apoyen los objetivos organizacionales.

Desde la perspectiva de la gestión de datos, el HRIS es el repositorio central de uno de los activos más críticos de la empresa: los datos de sus empleados. La calidad, seguridad y privacidad de estos datos son de suma importancia. Una gobernanza de datos sólida es esencial para asegurar que los datos del HRIS sean precisos, se utilicen de manera ética y cumplan con todas las regulaciones aplicables (como GDPR o CCPA). Además, la capacidad de integrar los datos del HRIS con otros sistemas empresariales (como el ERP o sistemas financieros) es crucial para obtener una visión completa del impacto del capital humano en el rendimiento del negocio.

Tendencias Actuales y Desafíos en HRIS

El campo de los HRIS está en constante evolución, impulsado por las nuevas tecnologías y las cambiantes expectativas de la fuerza laboral:

- HRIS en la Nube (Cloud HRIS/HCM SaaS): Es la tendencia dominante, ofreciendo escalabilidad, actualizaciones automáticas, menores costos iniciales y acceso móvil, según Johnson (2016).
- Inteligencia Artificial (IA) y Machine Learning (ML) en RH: Aplicación de IA para la selección de candidatos, chatbots de RH, análisis predictivo de rotación de personal, personalización del aprendizaje y recomendaciones de desarrollo.
- Enfoque en la Experiencia del Empleado (EX): Diseño de sistemas HRIS más intuitivos, personalizados y centrados en el usuario para mejorar la interacción del empleado con los procesos de RH.
- Analítica de Personas Avanzada (People Analytics): Mayor demanda de capacidades analíticas sofisticadas dentro de los HRIS para descubrir insights profundos sobre el talento y el impacto en el negocio.
- Bienestar y Salud Mental: Incorporación de funcionalidades para apoyar el bienestar de los empleados y la gestión de la salud mental.
- Gestión de la Fuerza Laboral Gig y Remota: Adaptación de los HRIS para gestionar de manera efectiva a trabajadores freelance, contratistas y equipos distribuidos globalmente.

A pesar de los avances, persisten desafíos como la necesidad de una mayor integración entre diferentes plataformas de RH (a menudo fragmentadas), la

resistencia al cambio, la brecha de habilidades analíticas en los profesionales de RH y la constante preocupación por la privacidad y la ética en el uso de los datos de los empleados. La selección e implementación de un HRIS adecuado, junto con una sólida estrategia de gestión de datos y cambio organizacional, son fundamentales para maximizar su valor estratégico.

VII. METODOLOGÍA

La investigación se aborda desde un diseño documental, en el que se empleará como técnica de recolección de información la selección de material bibliográfico. Según Mayan (2016) esta es una de las estrategias más comunes para la obtención de datos, permitiendo conocer el contexto de investigación y rastrear el desarrollo de un tema a partir de múltiples fuentes, tales como artículos académicos, informes de investigación, libros y publicaciones técnicas. Riter et al. (2020) y Плешкевич (2016) enfatizan la importancia de evaluar el valor académico y de archivo de las ediciones documentales. Grazziotin (2022) explora más a fondo las metodologías de análisis histórico documental y de investigación bibliográfica, particularmente en el contexto de la Educación. Por último, Casasempere (2020) introduce un proceso analítico estructurado metodológicamente para la revisión de la literatura en investigación cualitativa, que incluye el uso de herramientas informáticas para el análisis documental. Estos estudios subrayan colectivamente la importancia del diseño documental, las técnicas de recopilación de información y la selección de material bibliográfico en diversos contextos educativos y de investigación.

Tipo de investigación

El enfoque de investigación es cualitativo y el tipo de investigación descriptivo-analítico. De acuerdo con Méndez (2006), el estudio descriptivo permitirá identificar características asociadas a los elementos y componentes del universo de investigación. El enfoque descriptivo cualitativo, tal como lo describe Colorafi (2016), es un método adecuado para este estudio debido a su flexibilidad y simplicidad. Según Seers (2012) esto implica un análisis sistemático y riguroso de datos cualitativos, que pueden tomar la forma de palabras, texto o imágenes.

La presente investigación se apoya en una revisión de literatura con un enfoque predominantemente descriptivo. Este tipo de enfoque es fundamental para ofrecer una visión general del campo de estudio, caracterizar el estado actual de la investigación según Castro (2020) y mapear el conocimiento existente Qamar (2021).

El método utilizado es la revisión sistemática de la literatura, caracterizada por sus objetivos claramente establecidos y una metodología explícita y reproducible según Crowther (2013). Meredith (1993) sostiene que este tipo de métodos posibilita reprocesar el estado actual de las investigaciones acerca de un tema particular,

ofreciendo un resumen de los tópicos y perspectivas de dicho tema y permitiendo identificar el contenido teórico y metodológico de estos. La revisión sistemática de la literatura se desarrollará siguiendo tres fases: búsqueda y selección del material, construcción de una plantilla de organización del material y de las categorías de análisis y análisis de la información.

La selección del periodo de análisis se debe basar en las características específicas del campo en estudio según Clermont (2021). Según Segura(2020), los campos de estudio influenciados por factores tecnológicos experimentan cambios rápidos, por lo que periodos cortos pueden captar tendencias recientes y temas emergentes. Para este estudio se selecciona el periodo 2015-2025.

Recolección de la información y materiales

Se realizaron búsquedas en bases de datos académicas y catálogos como *Scopus* y *Web of Science*. Las búsquedas se limitan a publicaciones de los últimos diez años (2015-2025) para asegurar la relevancia y actualidad de la información.

Para definir las ecuaciones, de búsqueda se seleccionaron términos que permitieran identificar tanto el fenómeno principal como los factores que obstaculizan su adopción en las organizaciones. De este modo, se utilizaron combinaciones de expresiones como *Human Resource Analytics*, *People Analytics* y *Talent Analytics*, siguiendo la recomendación de Bonilla-Chaves y Palos-Sánchez (2023), quienes destacan que estos términos se emplean de manera intercambiable en la literatura especializada para referirse a prácticas analíticas aplicadas a la gestión del talento y la toma de decisiones basada en datos. Se incluyeron sus variaciones en singular, plural y siglas, con el objetivo de abarcar el mayor número posible de publicaciones relevantes. De esta manera, se definió la siguiente ecuación:

"Human Resources Analytics" OR "Human Resources Analytic" OR "Human Resource Analytics" OR "Human Resource Analytic" OR "HR Analytics" OR "HR Analytic".

Se incorporaron palabras clave asociadas con los desafíos de implementación, tales como *barriers*, *technology adoption*, *challenges* y *implementation*, con el propósito de recuperar estudios que exploraran específicamente las limitaciones técnicas, culturales y organizativas que dificultan la adopción de estas herramientas. Esta decisión metodológica se sustenta en las observaciones de Angrave et al. (2016), quienes subrayan que uno de los factores críticos que determinan la efectividad de la analítica de recursos humanos es la capacidad de las organizaciones para superar barreras estructurales y de infraestructura tecnológica. Se incluyen variaciones de las palabras, así:

"technological barriers" OR "technology barriers" OR "implementation challenges" OR "technology adoption" OR "technical challenges" OR "Technological Capability" OR "Barrier" OR "Barriers" OR "technology Challenges" OR "Challenges"

Las ecuaciones de búsqueda integraron términos que describen el dominio funcional (*Human Resource Analytics*, *People Analytics*) junto con expresiones que aluden a las barreras de implementación (*barriers*, *technology adoption*, *challenges*), con el fin de establecer un vínculo entre la analítica de recursos humanos y las dificultades tecnológicas asociadas a su implementación. Esta estrategia de búsqueda garantiza un corpus bibliográfico representativo y alineado con el objetivo de la investigación. Finalmente se limitaron los resultados a artículos y revisiones. Las ecuaciones finales obtenidas:

Scopus:

(TITLE-ABS-KEY ("Human Resources Analytics" OR "Human Resources Analytic" OR "Human Resource Analytics" OR "Human Resource Analytic" OR "HR Analytics" OR "HR Analytic" OR "Data Analytics In HR" OR "People Analytics" OR "People Analytic" OR "Talent Analytics" OR "Talent Analytic") AND TITLE-ABS-KEY ("technological barriers" OR "technology barriers" OR "implementation challenges" OR "technology adoption" OR "technical challenges" OR "Technological Capability" OR "Barrier" OR "Barriers" OR "technology Challenges" OR "Challenges")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "re"))

Web of Science

"Human Resources Analytics" OR "Human Resources Analytic" OR "Human Resource Analytics" OR "Human Resource Analytic" OR "HR Analytics" OR "HR Analytic" OR "Data Analytics In HR" OR "People Analytics" OR "People Analytic" (Topic) and "technological barriers" OR "technology barriers" OR "implementation challenges" OR "technology adoption" OR "technical challenges" OR "Technological Capability" OR "Barrier" OR "Barriers" OR "technology Challenges" OR "Challenges" (Topic) and Editorial Material (Exclude – Document Types).

Tras aplicar los criterios de búsqueda definidos, se obtuvieron 70 artículos en *Scopus* y 58 en *Web of Science*. Al realizar la depuración y eliminar los artículos duplicados, se identificó que 42 publicaciones estaban presentes en ambas bases de datos, lo que resultó en un total consolidado de 86 artículos únicos. Se verifican resúmenes y títulos y se retiran de la base 4 artículos adicionales que no tienen relevancia para el análisis. En la verificación de texto completo se retiran 16 artículos por no contribuir con el objeto del estudio. Al final se obtienen 66 artículos como base del estudio. El proceso de selección se muestra en la Figura 2. Los artículos se muestran en la Tabla 10 del Anexo A.

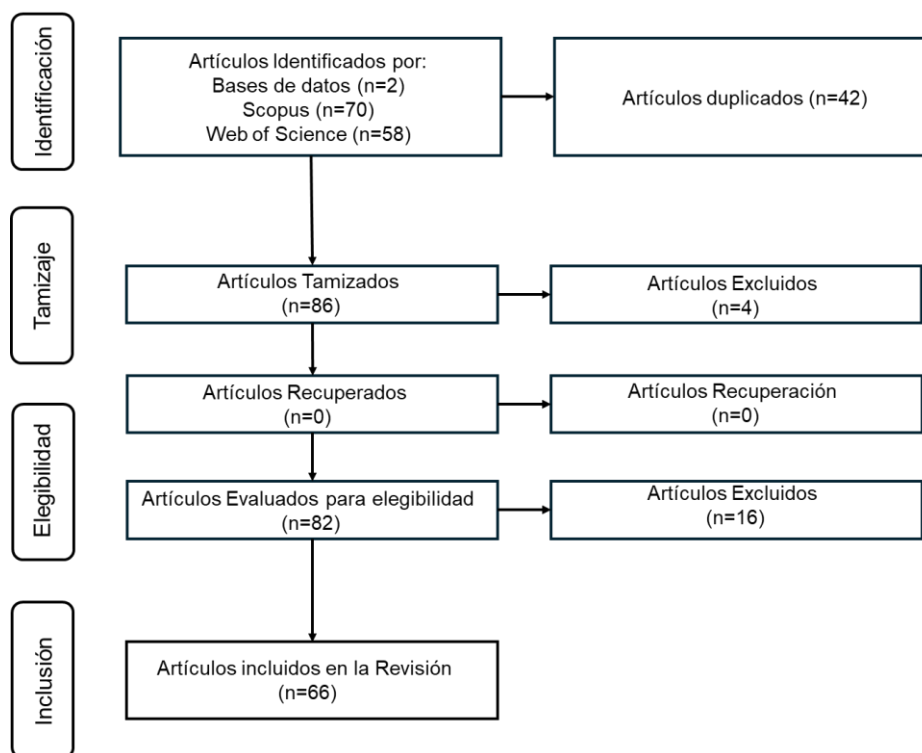


Figura 2 Proceso de selección de literatura

Fuente: Elaboración Propia.

Construcción de la base de datos y Análisis de la información

Durante la etapa de análisis, se construyó una base de datos cualitativa con información extraída de los artículos seleccionados mediante criterios sistemáticos. Esta base incluyó campos como resumen, barreras para la implementación, barreras tecnológicas, hallazgos relevantes y tipo de artículo.

Para facilitar la extracción y organización de la información contenida en los artículos seleccionados, se utilizó la herramienta *Scispace*, que permitió obtener de manera sistemática resúmenes, secciones metodológicas, apartados de resultados y las barreras mencionadas en los artículos. Con base en estos insumos, se elaboró un listado preliminar de barreras documentadas en la implementación de la analítica de recursos humanos (HRA). La clasificación de las barreras se efectuó mediante un análisis manual apoyado por herramientas de asistencia basada en inteligencia artificial. Se consignaron los datos archivo matriz, que permitió conservar la trazabilidad de cada mención y su correspondencia con el documento fuente.

A partir de la matriz se definieron categorías de clasificación. La definición de estas categorías respondió a la necesidad de contar con un esquema que permitiera abarcar las distintas barreras identificadas en la literatura y, al mismo tiempo, facilitar el análisis de los diferentes tipos de obstáculos que enfrentan las

organizaciones, distinguiendo entre dimensiones técnicas, culturales, estratégicas y de conocimiento

Para la clasificación se definieron ocho categorías generales que comprendieron: (i) Habilidades y Conocimientos Técnicos, (ii) Cultura Organizacional y Resistencia al Cambio, (iii) Barreras Tecnológicas e Infraestructura, (iv) Problemas en el Enfoque o Estrategia, (v) Privacidad, Ética y Transparencia, (vi) Limitaciones Académicas y del Conocimiento, (vii) Calidad, Acceso y Gestión de Datos, y (viii) Apoyo de la Dirección. Como criterio de asignación, se consideró el contenido principal de cada mención, priorizando la causa que se identificara como primaria o predominante en el contexto descrito. Por ejemplo, cuando se mencionaba que la infraestructura era insuficiente por falta de presupuesto asignado desde la alta dirección, se clasificaba en *Apoyo de la Dirección*, mientras que, si se describía la obsolescencia de sistemas sin aludir a decisiones presupuestarias, se registraba en *Barreras Tecnológicas e Infraestructura*. En todos los casos, se procuró evitar duplicidades, de modo que cada mención fuera registrada una única vez en la categoría que correspondiera a su causa predominante.

Para identificar las menciones que debían considerarse específicamente como barreras tecnológicas, se establecieron criterios de inclusión y exclusión que permitieron delimitar de manera precisa el alcance de esta dimensión. Se consideraron como tales aquellas referencias que describieran limitaciones vinculadas con las siguientes categorías: *Habilidades y Conocimientos Técnicos*, *Barreras Tecnológicas e Infraestructura*, *Calidad, Acceso y Gestión de Datos* y *Privacidad, Ética y Transparencia*. En particular, se incluyeron las menciones que aludían a carencias de competencias técnicas necesarias para utilizar herramientas analíticas, deficiencias en la infraestructura digital y en la interoperabilidad de sistemas, problemas de disponibilidad y calidad técnica de los datos, así como preocupaciones relativas a la protección de la información y el cumplimiento de normativas de privacidad. Por el contrario, se excluyeron aquellas barreras que hacían referencia únicamente a aspectos culturales, estratégicos o de aceptación organizacional, aunque pudieran tener un efecto indirecto sobre la adopción de tecnología. En los casos en que un mismo artículo presentaba múltiples menciones que podían relacionarse con más de una categoría, se priorizó la causa principal descrita en el contexto de la publicación, de modo que cada barrera se clasificara una única vez y se evitara su contabilización duplicada en distintas categorías.

Una vez consolidada la base de datos con la totalidad de las barreras clasificadas, se procedió a realizar un análisis que permitió agrupar las menciones según la categoría general previamente definida y contabilizar el número de apariciones de cada tipología en el conjunto de los artículos seleccionados. Este procedimiento permitió determinar la prevalencia relativa de cada tipo de barrera, así como su distribución en los diferentes estudios incluidos en la revisión. Los resultados de este análisis proporcionaron la base empírica para identificar los factores más frecuentes y extraer conclusiones sobre los principales desafíos que afectan la implementación de la analítica de recursos humanos.

VIII. RESULTADOS

A. Descriptivos de los artículos analizados

La Figura 3 muestra la evolución del número de publicaciones anuales del grupo de artículos utilizados para la revisión de literatura. Se observa un crecimiento sostenido en el interés académico por este tema, particularmente a partir de 2022, cuando las publicaciones aumentan de manera significativa, pasando de 5 en 2021 a 6 en 2022 y luego a 13 en 2023. El mayor pico se registra en 2024 con un total de 26 publicaciones, lo cual refleja una consolidación del área como objeto de estudio. El aparente descenso en 2025, con solo 4 publicaciones, corresponde a la parcialidad de los datos disponibles para ese año al momento de la recolección (marzo de 2025). Este patrón sugiere una tendencia creciente en la producción científica sobre HRA, especialmente en los últimos años.



Figura 3 Publicaciones anuales artículos base de la revisión de literatura

Fuente: elaboración propia

La Figura 4 presenta la evolución anual del número de publicaciones, clasificadas en tres categorías según el tipo de artículo: revisión de literatura, artículo científico y artículo de reflexión. Esta clasificación permite identificar las distintas perspectivas desde las cuales se investiga la implementación de la analítica de recursos humanos (HRA).

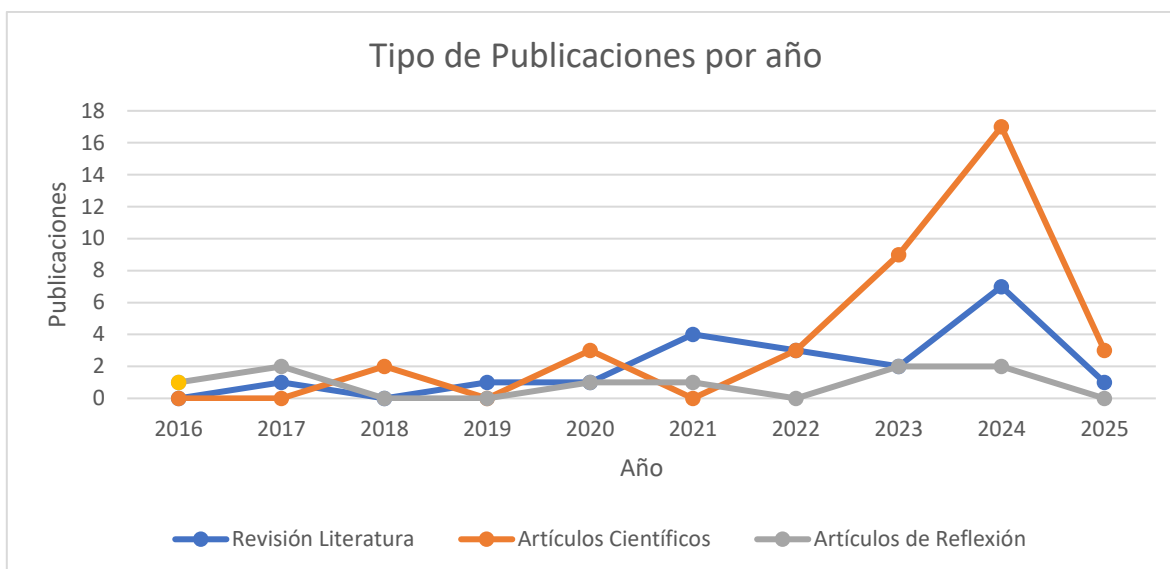


Figura 4 Tipo de Artículo por año

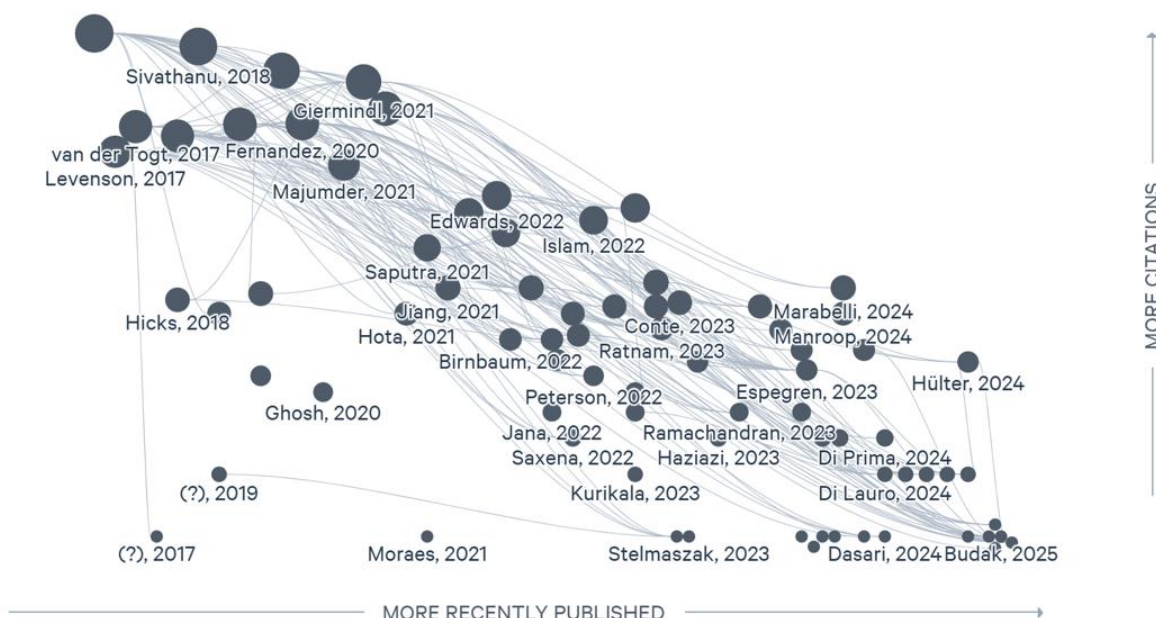
Fuente: Elaboración propia.

Las revisiones de literatura se enfocan en sintetizar el conocimiento existente, contribuyendo a establecer el estado del arte del campo. Los artículos científicos presentan evidencia obtenida mediante encuestas, entrevistas, estudios de caso u otras metodologías de recolección de datos. Además, documentan experiencias concretas de implementación, siendo fundamentales para identificar barreras reales en entornos organizacionales. Los artículos de reflexión aportan marcos conceptuales, modelos y enfoques para facilitar la adopción tecnológica, así como la redefinición de conceptos clave.

El comportamiento de las publicaciones seleccionadas para el estudio muestra una tendencia creciente de los artículos científicos, alcanzando su punto más alto en 2024. Las revisiones de literatura también aumentaron moderadamente en ese periodo. Los artículos de reflexión se han mantenido en niveles menores, sin embargo, tienen dos periodos seguidos con 2 publicaciones. Sin embargo, dentro de los artículos científicos solo se identificaron tres estudios con aplicación en entornos organizacionales reales, lo cual evidencia una escasa producción en este tipo de publicaciones, que resultan clave para fomentar la implementación efectiva de HRA en un mayor número de organizaciones. De los artículos científicos se identificaron 4 que mencionaban implementaciones en organizaciones.

La Figura 5 presenta una visualización de los artículos académicos incluidos en la investigación, organizada según dos dimensiones: el año de publicación (eje horizontal) y el número de citaciones (eje vertical). A medida que los puntos se desplazan hacia la derecha, representan estudios más recientes, mientras que su posición en el eje vertical indica un mayor impacto académico medido en citaciones. La figura fue generada mediante el software *Litmap*, una herramienta que facilita la exploración y análisis de literatura científica. El gráfico evidencia una continuidad sostenida en la producción académica sobre HRA destacándose un notable

incremento en el número de publicaciones a partir de 2021. Este crecimiento reciente refleja el creciente interés por el tema en la literatura científica.



En síntesis, los resultados descriptivos muestran una tendencia creciente de publicaciones sobre HRA, con un marcado incremento en los últimos tres años analizados. Este patrón refleja el interés académico y la consolidación progresiva de la temática como un área prioritaria de investigación. La diversidad en el tipo de artículos incluidos (revisiones, estudios empíricos y reflexiones conceptuales) evidencia un campo de estudio en expansión, caracterizado por enfoques metodológicos complementarios que enriquecen la comprensión de las barreras y oportunidades en la implementación de analítica de recursos humanos.

B. Barreras en la implementación de HRA

A partir del análisis de los artículos, se extrajeron 283 barreras para la implementación de HRA. Estas Barreras se agruparon en barreras similares. Cada fila de la Tabla 4 muestra una barrera agrupada, una descripción general de su naturaleza y el número de artículos en los que fue identificada. Este enfoque permite visualizar cuáles son los obstáculos más recurrentes en la implementación de HRA según las investigaciones y la documentación académica. Las barreras más citadas incluyen la falta de habilidades analíticas en los equipos de RRHH, cultura y resistencia al cambio organizacional y barreras de infraestructura. La tabla presenta un resumen consolidado de las principales barreras identificadas en la literatura académica para la implementación de HRA.

El análisis de las barreras agrupadas para la implementación de Human Resource Analytics (HRA) revela que un porcentaje significativo de las menciones está directamente relacionado con aspectos tecnológicos. Al sumar las menciones correspondientes a las categorías Falta de habilidades analíticas (81), Problemas tecnológicos e infraestructura (39) y Problemas de calidad y disponibilidad de datos (21), se obtiene un total de 109 menciones, lo que representa cerca del 47% del total analizado. Este resultado evidencia que, si bien existen barreras culturales, estratégicas u organizacionales, los desafíos de carácter tecnológico siguen siendo los más recurrentes y críticos para las organizaciones que buscan adoptar prácticas basadas en analítica de datos en recursos humanos. Estos hallazgos subrayan la urgencia de abordar no solo la adquisición de tecnología, sino también la formación de competencias y la mejora de la infraestructura para garantizar una implementación efectiva. Como se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4 Barreras para la implementación de HRA

Categoría	Definición	Número de Menciones
Habilidades y Conocimientos Técnicos	Limitaciones relacionadas con la falta de capacidades analíticas, estadísticas, tecnológicas o interpretativas entre los profesionales de recursos humanos, lo que impide la adopción efectiva de HRA.	81
Cultura Organizacional y Resistencia al Cambio	Barreras vinculadas con la mentalidad tradicional, la resistencia a nuevas tecnologías, la falta de confianza en los datos y el rechazo a transformar prácticas establecidas en la organización.	53
Barreras Tecnológicas e Infraestructura	Obstáculos derivados de la falta de plataformas, herramientas, sistemas o infraestructura técnica adecuada para implementar soluciones de análisis de recursos humanos.	31
Problemas en el Enfoque o Estrategia	Errores o vacíos en la planificación, priorización, alineación estratégica o visión del valor de HRA dentro del modelo organizacional.	29
Privacidad, Ética y Transparencia	Preocupaciones asociadas con la protección de datos personales, la transparencia algorítmica y las implicaciones éticas del uso de tecnologías analíticas sobre el personal.	27
Limitaciones Académicas y del Conocimiento	Insuficiencia en modelos teóricos, definiciones estandarizadas y literatura empírica clara que sustente la implementación práctica de HRA.	27

Calidad, Acceso y Gestión de Datos	Dificultades en la disponibilidad, integración, limpieza y uso efectivo de los datos necesarios para ejecutar análisis significativos en RRHH.	21
Apoyo de la Dirección	Falta de respaldo, recursos financieros, compromiso o liderazgo ejecutivo para impulsar y sostener iniciativas de analítica de recursos humanos.	14
Total		283

Fuente: elaboración propia.

Para ilustrar el procedimiento de identificación y clasificación de las barreras, se presenta a continuación el caso del artículo de Giermindl et al (2022), el cual fue incluido en el corpus final de la revisión. En primer lugar, se verificó el contenido del artículo, obteniéndose un total de siete barreras relevantes para la adopción de la analítica de recursos humanos. Cada mención fue registrada de forma individual en la matriz de codificación, especificando el texto de la barrera obtenido. Posteriormente, se asignó una categoría general conforme al protocolo de clasificación, que establecía que debía priorizarse la causa considerada primaria, según el análisis del contenido y el enfoque principal de la mención. Cuando una barrera podía relacionarse con más de una categoría, se valoró cuál de los factores aparecía como el componente predominante y se asignó únicamente una clasificación final para evitar duplicidades.

En el caso de este artículo, se identificaron y clasificaron las siguientes barreras:

- La referencia a la **falta de capacidades analíticas requeridas entre los profesionales de recursos humanos** fue asignada a la categoría *Habilidades y Conocimientos Técnicos*, al describir una carencia de competencias técnicas que impide la adopción efectiva.
- La mención relativa a las **dificultades para interpretar datos y extraer conclusiones** se clasificó también en *Habilidades y Conocimientos Técnicos*, dado que se centraba en la necesidad de formación analítica.
- El **escepticismo hacia los enfoques basados en datos**, acompañado de preocupaciones sobre la reducción del comportamiento humano a métricas, se codificó en *Privacidad, Ética y Transparencia*, ya que la dimensión ética predominaba en el razonamiento expuesto.
- El **cumplimiento de la legislación de protección de datos** se consideró igualmente parte de *Privacidad, Ética y Transparencia*, por tratarse de un factor normativo asociado al tratamiento responsable de la información personal.
- La **ausencia de una base de datos unificada y limpia** se registró bajo la categoría *Calidad, Acceso y Gestión de Datos*, al aludir a problemas de disponibilidad e integración de información.
- La barrera referida a las **mentalidades de silos y la falta de colaboración entre departamentos** fue clasificada en *Cultura Organizacional y*

Resistencia al Cambio, dado que describe un patrón cultural que limita el aprovechamiento de la analítica.

- Finalmente, la mención a las **limitaciones en los sistemas de información de recursos humanos**, que priorizan informes operativos sobre análisis avanzados, se clasificó en *Barreras Tecnológicas e Infraestructura*, al reflejar una restricción técnica específica de los sistemas utilizados.

En conjunto, la revisión sistemática permitió identificar un amplio espectro de barreras que afectan la implementación de HRA, abarcando dimensiones técnicas, organizativas, culturales y estratégicas. La alta frecuencia de menciones vinculadas a la falta de habilidades analíticas y a la carencia de estrategias claras sugiere que, más allá de la disponibilidad tecnológica, persisten desafíos estructurales y humanos que condicionan la adopción efectiva. Estos hallazgos confirman que la transformación analítica requiere no sólo recursos tecnológicos, sino también una madurez organizacional que permita integrar capacidades, cultura y liderazgo.

C. Barreras Tecnológicas en la implementación de HRA

En esta etapa del análisis se realizó una profundización en las barreras tecnológicas que afectan la implementación de la Analítica de Recursos Humanos (HRA). Para ello, en la Tabla 5 se identifican cuatro barreras generales que, por su naturaleza, presentan una relación directa o parcial con los aspectos tecnológicos involucrados en estos procesos.

Tabla 5 Barreras tecnológicas en la implementación de HRA

Barrera Agrupada	Relación Tecnológica	Observaciones
Falta de habilidades analíticas	Parcial	Involucra desde la falta de conocimientos en estadística, visualización de datos y pensamiento crítico, hasta el manejo de herramientas analíticas como software de BI, lenguajes de programación (R, Python) y plataformas de HRA. Aunque muchas de estas habilidades pueden ser desarrolladas desde un enfoque no técnico, existe una dimensión tecnológica crítica cuando se trata de operar sistemas, interpretar modelos y usar herramientas especializadas. Esta dimensión técnica será el foco del análisis.
Problemas de calidad y disponibilidad de datos	Directa	Incluye dificultades para acceder a datos estructurados y no estructurados, bases de datos fragmentadas, falta de estándares, datos obsoletos o duplicados, así como deficiencias en procesos de recolección, limpieza, gobernanza e integración. Estas fallas están ligadas directamente al diseño y operación de las herramientas tecnológicas utilizadas en la gestión de información en RRHH.

Problemas tecnológicos e infraestructura	Directa	Abarca limitaciones en el software y hardware, obsolescencia de plataformas, falta de interoperabilidad entre sistemas de HRIS, ERP y plataformas de analítica y una baja inversión tecnológica. También incluye la ausencia de arquitectura tecnológica moderna que permita escalar soluciones analíticas.
Privacidad y aspectos éticos	Parcial	Aunque tiene una dimensión normativa y organizacional, su aspecto técnico incluye el cumplimiento de marcos regulatorios como el, la implementación de controles de acceso, encriptación, datos anónimos y trazabilidad en los sistemas tecnológicos. También se relaciona con la transparencia y auditabilidad de algoritmos utilizados en análisis predictivos.

Fuente: elaboración propia.

En la Figura 6 se observa la distribución de menciones a cada una las barreras tecnológicas. Al incluir privacidad/ética Las menciones sumadas son (160). Habilidades y conocimiento tiene el 56 % de las menciones, sin embargo, los temas relacionados a los datos que tradicionalmente se perciben más complicados tienen el menor valor (21).

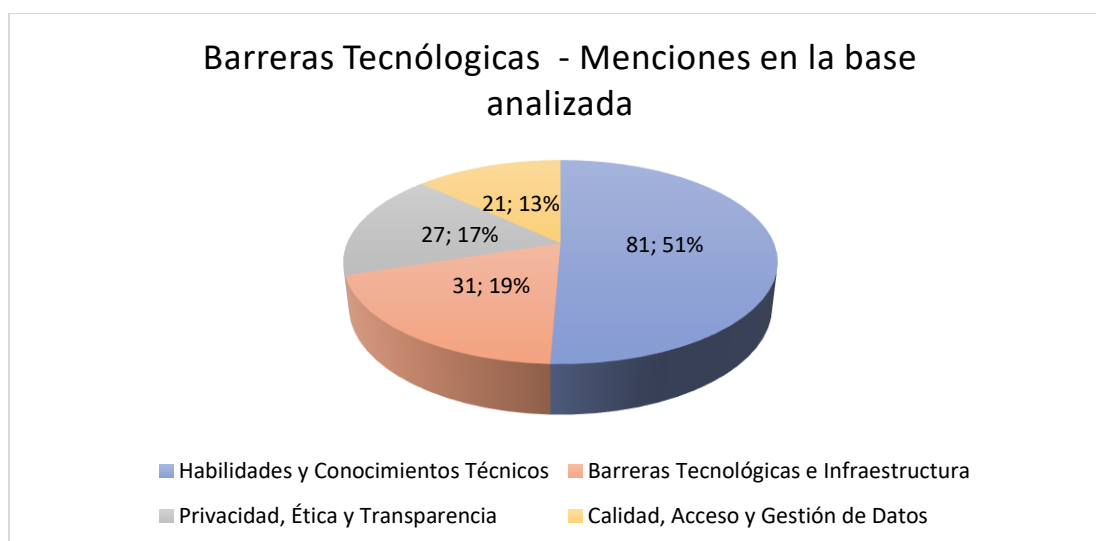


Figura 6. Distribución de menciones en Barreras tecnológicas

Fuente: Elaboración propia

Diversos autores han identificado y clasificado las barreras tecnológicas que afectan la implementación de la analítica de recursos humanos Cayrat y Boxall (2022) destacan problemas relacionados con la calidad y disponibilidad de datos, así como la falta de interoperabilidad entre sistemas. Por su parte, Hamilton y Sodeman (2020) enfatizan la importancia de contar con una infraestructura tecnológica adecuada y herramientas especializadas para el procesamiento eficiente de

grandes volúmenes de datos. En cuanto a los aspectos relativos a la privacidad y seguridad en el manejo de información, Bonilla-Chaves y Palos-Sánchez (2023) subrayan la necesidad de cumplir técnicamente con las normativas para garantizar un tratamiento ético y seguro de los datos. Finalmente, Bahuguna et al. (2024) señalan que la falta de habilidades analíticas también involucra componentes tecnológicos, como el dominio de software avanzado para análisis de datos. Estas contribuciones respaldan la presente delimitación, que concentra el análisis en las barreras tecnológicas estrictas que limitan la capacidad de las organizaciones para aprovechar el potencial de la HRA.

Tabla 6. Frecuencia Relativa en la literatura de las Barreras Técnicas.

Barreras Tecnológicas	Frecuencia Relativa en la Literatura	Referencias Clave
Problemas tecnológicos e infraestructura	Alta	Cayrat y Boxall (2022), Hamilton y Sodeman (2020)
Problemas de calidad y disponibilidad de datos	Alta	Cayrat y Boxall (2022), Bahuguna et al. (2024)
Falta de habilidades analíticas (tecnológicas)	Media	Bahuguna et al. (2024), Bonilla-Chaves y Palos-Sánchez (2023)
Privacidad y aspectos éticos (tecnológicos)	Media	Bonilla-Chaves y Palos-Sánchez (2023), Hamilton y Sodeman (2020)

Fuente: Elaboración Propia.

Diferentes autores en la literatura especializada, como Angrave (2016), Arora et al. (2023) y Espegren & Hugosson (2023), señalan de forma consistente la carencia de capacidades técnicas como uno de los principales obstáculos para implementar analítica en recursos humanos. Esta categoría abarca no solo la falta de formación específica en análisis de datos y métricas organizacionales, sino también una limitada comprensión de tecnologías analíticas y una escasa capacidad de interpretación de resultados cuantitativos. Según Dahlbom et al. (2020), las organizaciones enfrentan dificultades porque muchos profesionales de RRHH no han sido capacitados en estadística, modelamiento o visualización de datos y además muestran resistencia a incorporar estas herramientas como parte estructural de su rol. Esto revela una desalineación entre las funciones tradicionales del área y las competencias que exige una cultura organizacional basada en datos.

Los desafíos tecnológicos más señalados en los estudios revisados tienen que ver con la insuficiencia o inadecuación de la infraestructura digital. Como advierten Peeters et al. (2020), la infraestructura digital inadecuada, caracterizada por

sistemas de información obsoletos o fragmentados, constituye una barrera crítica para el desarrollo de capacidades analíticas en recursos humanos. Muchos sistemas de gestión de RRHH son obsoletos o carecen de funcionalidades que permitan integrar y analizar información en tiempo real. A ello se suma la falta de herramientas especializadas, como software de minería de datos o módulos analíticos, así como la fragmentación entre plataformas que impide el flujo eficiente de información. Estos problemas se ven agravados por una inversión limitada en tecnología, lo que reduce la posibilidad de modernizar los procesos de manera estructural. La consecuencia directa es que, incluso con voluntad institucional, las condiciones técnicas básicas para implementar HRA no están garantizadas en muchos entornos.

Otra barrera crítica para la adopción de HRA está relacionada con la disponibilidad y manejo de los datos. Tal como indican S. V. Shet et al. (2021), la falta de datos confiables, estructurados y centralizados limita severamente la capacidad de las organizaciones para utilizar la analítica de recursos humanos como herramienta de apoyo en la toma de decisiones. En varios estudios, como Dahlbom et al. (2020), V. Fernandez & E. Gallardo-Gallardo (2021) y Kurikala & Parvathi (2023), se documenta que las organizaciones presentan bases de datos incompletas, desactualizadas o mal estructuradas, lo cual impide generar información confiable para la toma de decisiones. Además, los registros suelen estar distribuidos entre diferentes sistemas o departamentos, dificultando su consolidación. No es raro que, aun teniendo datos, existan restricciones técnicas o administrativas para acceder a ellos. Estas condiciones reflejan una gestión de datos inmadura, donde no se dispone de estructuras históricas ni de políticas para garantizar la calidad y trazabilidad de la información.

Una parte de las barreras identificadas se relaciona con la protección de datos y los riesgos asociados a su uso. Como explican Peeters et al. (2020), las preocupaciones sobre privacidad, accesos no autorizados y la ausencia de políticas claras de gobernanza representan obstáculos significativos para el uso de herramientas analíticas en contextos organizacionales digitales. En muchos casos, las organizaciones carecen de protocolos claros para garantizar la seguridad de la información, lo que genera preocupación tanto entre empleados como en los niveles directivos. Estas inquietudes incluyen el temor a fugas, accesos no autorizados o uso indebido de datos personales. La falta de políticas de privacidad, trazabilidad de uso y gobernanza de la información limita la confianza necesaria para desplegar herramientas analíticas. Aunque estos elementos tienen un componente normativo y cultural, su resolución depende en gran medida de soluciones tecnológicas específicas que permitan garantizar confidencialidad, integridad y transparencia.

Progresión de adopción de tecnología en analítica de datos.

Para evitar una interpretación superficial de los resultados cuantitativos sobre las barreras en HRA y contextualizar adecuadamente su significado, se realiza a continuación un breve análisis de las implicaciones de estos hallazgos.

En el análisis de la literatura sobre las barreras para la implementación de la Analítica de Recursos Humanos (HRA), se identificaron diversas categorías de obstáculos. Los hallazgos cuantitativos revelan una distribución específica de menciones: "Habilidades y Conocimientos Técnicos" con 81 menciones, "Barreras Tecnológicas e Infraestructura" con 31 menciones, "Privacidad, Ética y Transparencia" con 27 menciones y "Calidad, Acceso y Gestión de Datos" con 21 menciones. Como se ha indicado, la categoría de "Privacidad, Ética y Transparencia", si bien crucial, abarca consideraciones que trascienden lo puramente tecnológico, incluyendo aspectos normativos y organizacionales.

Por consiguiente, para el análisis subsiguiente enfocado en la progresión de desafíos intrínsecamente tecnológicos en la adopción de HRA, se priorizará la interpretación de las tres categorías restantes, cuyos datos son los siguientes: Habilidades y Conocimientos Técnicos (n=81), Barreras Tecnológicas e Infraestructura (n=31) y Calidad, Acceso y Gestión de Datos (n=21). Esta distribución cuantitativa es fundamental para sustentar la teoría sobre las etapas de adopción de HRA.

La prominencia de las "Habilidades y Conocimientos Técnicos" (n=81) como la barrera más frecuentemente citada sugiere que una proporción significativa de las organizaciones se encuentra en estadios iniciales de la adopción de HRA. Esta etapa se caracteriza por la necesidad fundamental de desarrollar el capital humano capaz de comprender y aplicar la analítica en el contexto de los recursos humanos. Marler y Boudreau (2017) señalan que en el ámbito específico de HRA, la literatura reciente consistentemente subraya que la carencia de competencias analíticas y la capacidad para traducir datos en *insights* estratégicos de RH constituyen un obstáculo primario; según Davenport y Harris (2017), esta falta de pericia no solo limita la capacidad de ejecutar análisis, sino también la habilidad para identificar las necesidades tecnológicas y de datos subsiguientes, reforzando la idea de una fase de adopción temprana donde el desarrollo del talento es el desafío central.

Posteriormente en la jerarquía de barreras, las "Barreras Tecnológicas e Infraestructura" (n=31) emergen como un desafío significativo una vez que las organizaciones comienzan a superar las limitaciones iniciales de conocimiento y buscan operacionalizar sus iniciativas de HRA. Como señala Falletta (2014), la necesidad de una infraestructura adecuada –incluyendo software especializado, hardware con capacidad de procesamiento y sistemas integrados– se vuelve crítica cuando se intenta escalar los esfuerzos analíticos más allá de proyectos piloto o análisis descriptivos básicos. DiClaudio (2019), sobre transformación digital en RH, indica que a medida que las organizaciones avanzan en su madurez analítica, la adecuación de su ecosistema tecnológico se convierte en un factor determinante para progresar hacia análisis más sofisticados. Que esta categoría acumule menos menciones que la de habilidades sugiere que un número menor de entidades ha alcanzado el punto donde la infraestructura se percibe como el principal cuello de botella, lo cual es consistente con una trayectoria de adopción donde las capacidades humanas deben preceder a las inversiones tecnológicas a gran escala.

Finalmente, la categoría "Calidad, Acceso y Gestión de Datos" (n=21), aunque con el menor número de menciones entre las barreras tecnológicas analizadas, representa un obstáculo fundamental que tiende a intensificarse a medida que las organizaciones maduran en su uso de HRA. Según Rasmussen (2015), si bien la calidad de los datos es inherente a cualquier esfuerzo analítico, la complejidad de asegurar la fiabilidad, disponibilidad, integración y gobernanza de los datos de RH se manifiesta con mayor agudeza cuando se intentan análisis predictivos o prescriptivos. Autores como Van den Heuvel y Bondarouk (2017) han señalado que la fragmentación de los datos de RH en silos y los problemas de consistencia son comunes, pero su impacto crítico se hace plenamente evidente cuando se poseen las habilidades y la infraestructura para intentar análisis avanzados. Por lo tanto, la frecuencia relativamente menor de esta barrera en comparación con las habilidades y la infraestructura podría indicar que un grupo aún más selecto de organizaciones ha avanzado lo suficiente como para que los desafíos intrínsecos de los datos se conviertan en su principal preocupación limitante, característico de etapas más avanzadas, pero aún no plenamente consolidadas en la adopción de HRA.

En conclusión, la distribución cuantitativa de las barreras identificadas (con un mayor número de menciones para las habilidades y conocimientos técnicos en comparación con la infraestructura y, particularmente, con los desafíos de datos) no debe interpretarse como una indicación de que las organizaciones gestionan los aspectos relacionados con los datos con mayor facilidad o éxito que aquellos vinculados al conocimiento. Por el contrario, este patrón es consistente con la teoría de una progresión en la adopción de HRA, donde, según Davenport (2017), muchas entidades aún no han avanzado lo suficiente en su madurez analítica como para confrontar en toda su magnitud la complejidad inherente a la calidad, gobernanza e integración de datos para análisis sofisticados. Como argumenta Redman (2008), los problemas de datos son a menudo profundos y persistentes y su verdadera envergadura solo se revela cuando las organizaciones intentan utilizarlos intensivamente para la toma de decisiones estratégicas. El presente análisis de la jerarquía de barreras se ha articulado precisamente para ofrecer una interpretación matizada de estos hallazgos, previniendo conclusiones apresuradas y subrayando que la menor frecuencia de menciones a los desafíos de datos probablemente refleja una etapa donde los obstáculos fundacionales de conocimiento e infraestructura aún predominan, antes que una superación efectiva de las problemáticas inherentes a los datos en sí mismos.

D. Estrategias para superar barreras en la implementación de HRA

Para establecer las estrategias orientadas a superar las barreras identificadas en la implementación de la analítica de recursos humanos, se revisaron las publicaciones incluidas en la literatura seleccionada y se recopilieron las acciones, enfoques y propuestas planteadas como estrategias. Inicialmente, se incluyeron tanto estrategias dirigidas a barreras de carácter técnico como aquellas orientadas a superar barreras de naturaleza no técnica.

No obstante, se advirtió que no todos los artículos contenían estrategias formuladas de manera específica, por lo que se incorporaron también recomendaciones generales y orientaciones conceptuales, igualmente referidas a ambos tipos de barreras, que aportaban elementos relevantes para afrontar los desafíos identificados. En consecuencia, se procedió a realizar inicialmente un análisis que contempló tanto las recomendaciones vinculadas a estrategias concretas como aquellas que se presentaban de manera independiente, con el propósito de elaborar una visión global sobre el volumen y la distribución de las recomendaciones en cada categoría de barrera. En la Figura 7 se muestra la distribución.

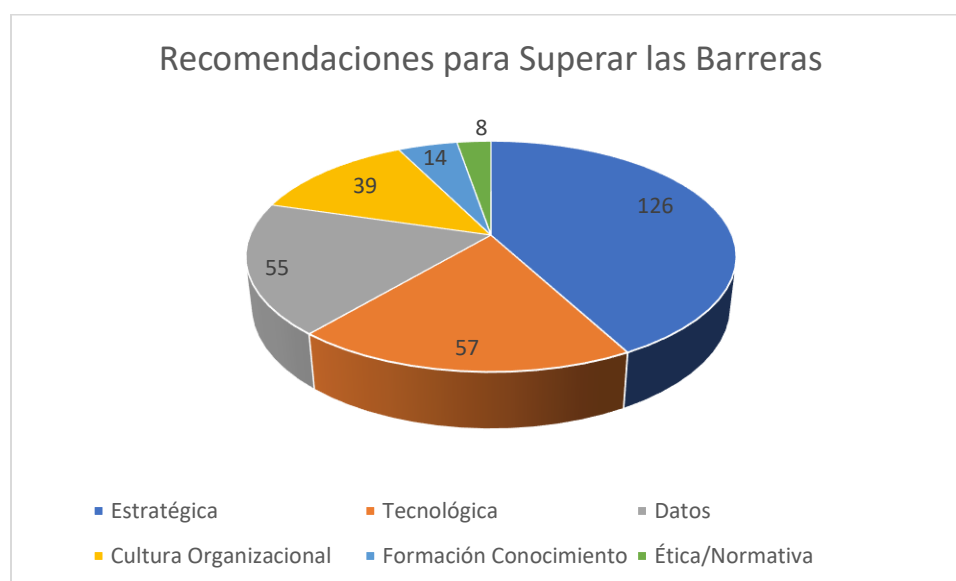


Figura 7. Distribución por tipo de recomendaciones

Fuente: Elaboración propia

Las recomendaciones técnicas obtenidas se agrupan en torno a las siguientes dimensiones clave:

- **Tecnológica:** Esta categoría reúne recomendaciones orientadas al fortalecimiento de las capacidades técnicas y operativas de las organizaciones para implementar HRA, según S. V. Shet et al. (2021) y Penpokai et al. (2023). Como lo señala Kurikala & Parvathi (2023) y Margherita (2021), incluye tanto la necesidad de actualizar la infraestructura tecnológica —como servidores, redes y almacenamiento— como la incorporación de herramientas analíticas específicas que faciliten la visualización, el modelado y la interpretación de datos. Las propuestas en esta categoría reflejan la importancia de contar con entornos tecnológicos modernos y compatibles con los requerimientos de la analítica avanzada (S. V. Shet et al., 2021).

- **Formación / Conocimiento:** Las recomendaciones agrupadas en esta categoría hacen referencia a la preparación del capital humano para enfrentar los desafíos técnicos de la analítica. Singh & Malhotra (2020) y Dahlbom et al. (2020) subrayan la necesidad de capacitar al personal de recursos humanos en el manejo de datos, metodologías estadísticas, plataformas digitales y pensamiento analítico. Estas sugerencias responden a una brecha recurrente en las organizaciones: la falta de competencias técnicas que permita transformar la información disponible en decisiones estratégicas.
- **Datos:** En esta categoría se concentran las recomendaciones que abordan aspectos relacionados con la calidad, accesibilidad y protección de los datos utilizados en los procesos analíticos. Se propone mejorar los mecanismos de consolidación, limpieza y normalización de la información, así como establecer sistemas seguros que garanticen la integridad y la privacidad de los datos del talento humano (Di Lauro et al., 2024). Según Alam et al. (2025) y Mushtaq et al. (2024), estas sugerencias reconocen que la analítica no puede operar efectivamente si los insumos —los datos— son deficientes o inaccesibles.
- **Cultural / Organizacional:** Esta categoría recoge propuestas orientadas a transformar la cultura organizacional para facilitar la adopción de enfoques analíticos. Incluye recomendaciones para reducir la resistencia al cambio, fomentar una mentalidad basada en evidencia, mejorar la comunicación interna y desarrollar un liderazgo que valore el uso de datos, como subrayan Sindhuja & Dunstan (2024). Gerber et al. (2024) reconocen que la implementación de HRA no es solo un desafío técnico, sino también cultural, que requiere un entorno institucional receptivo al cambio.
- **Ética / Normativa:** Aquí se agrupan las recomendaciones que advierten sobre la necesidad de establecer marcos éticos y normativos claros para el uso de datos personales en entornos analíticos. Di Lauro et al. (2024) y Hülter et al. (2024) proponen acciones como reforzar la seguridad, garantizar la transparencia en los algoritmos utilizados y asegurar el cumplimiento de normativas de privacidad. Esta categoría enfatiza la dimensión ética de la analítica de personas, un aspecto cada vez más relevante en contextos organizacionales sensibles a la protección de datos.
- **Estratégica:** Las recomendaciones estratégicas están centradas en la necesidad de alinear los proyectos de HRA con los objetivos organizacionales y de negocio, como señala Di Prima et al. (2024). Alam et al. (2025) también incluyen sugerencias para evaluar la preparación institucional antes de adoptar estas herramientas, lo cual implica revisar procesos, estructuras y cultura organizacional. La finalidad es asegurar que la adopción de HRA no se limite a un esfuerzo aislado, sino que se articule como parte de una visión institucional coherente y sostenible.

Estrategias Utilizadas en Barreras Tecnológicas

Posteriormente, se procedió a extraer las estrategias y las barreras relacionadas descritas en la literatura seleccionada, con el propósito de estructurar de manera ordenada la información y facilitar su análisis comparativo en el trabajo de investigación. Una vez organizada la información, se aplicaron las clasificaciones previamente definidas para ordenar las estrategias según su naturaleza y ámbito de aplicación. En la Tabla 7 se relacionan las barreras identificadas, las estrategias propuestas y su clasificación.

Tabla 7. Estrategias utilizadas para superar Barreras en HRA

Categoría General	Barrera Implementación de HRA	Estrategia
Limitaciones Académicas y del Conocimiento	Limitaciones en los sistemas de información de RRHH y falta de visión estratégica	Desarrollo de una comprensión estratégica y mejora del software
Calidad, Acceso y Gestión de Datos	Mala calidad de los datos y accesibilidad limitada	Mejora de la calidad de los datos y estandarización de procesos
Barreras Tecnológicas e Infraestructura	Infraestructura de TI obsoleta o insuficiente	Inversión en tecnologías y modernización de la infraestructura
Barreras Tecnológicas e Infraestructura	Falta de integración entre sistemas	Mejora de la integración de sistemas de TI
Privacidad, Ética y Transparencia	Privacidad y seguridad de los datos; cumplimiento normativo	Gobernanza de datos y medidas de transparencia
Habilidades y Conocimientos Técnicos	Falta de autoeficacia tecnológica y habilidades analíticas	Desarrollo de capacidades técnicas y formación práctica
Barreras Tecnológicas e Infraestructura	Software y tecnologías no personalizadas; dificultad en IA	Selección de tecnologías apropiadas y adopción de XAI
Problemas en el Enfoque o Estrategia	Dificultad para evolucionar de informes operativos a análisis estratégicos	Focalización en preguntas clave y acciones estratégicas
Limitaciones Académicas y del Conocimiento	Percepciones erróneas sobre el Big Data	Educación y sensibilización sobre Big Data
Cultura Organizacional y Resistencia al Cambio	Resistencia a las tecnologías y escasa adopción	Capacitación y acompañamiento al cambio

Fuente: Elaboración propia.

Se identificaron y seleccionaron las estrategias que guardaban relación con las barreras en implementación de HRA de carácter tecnológico, con el fin de profundizar en los pasos condiciones y enfoques específicos que estas estrategias

comprenden y que se consideran prioritarios en el proceso de implementación de HRA. En la Tabla 8 se describen las estrategias mencionadas en la literatura para superar las barreras tecnológicas.

Tabla 8. Estrategias relacionadas con barreras tecnológicas.

No	Barrera Implementación	Estrategia	Descripción de la Estrategia
1	Mala calidad de los datos y accesibilidad limitada	Mejora de la calidad de los datos y estandarización de procesos	Recopilar datos adicionales, depurar la información existente y estandarizar definiciones y procesos para garantizar fiabilidad y actualidad de los datos.
2	Infraestructura de TI obsoleta o insuficiente	Inversión en tecnologías y modernización de la infraestructura	Contar con una infraestructura tecnológica sólida que respalde la recolección y análisis de datos, mediante inversiones en hardware, software y recursos especializados.
3	Falta de integración entre sistemas	Mejora de la integración de sistemas de TI	Integrar los sistemas de gestión de personas con otras áreas funcionales, estableciendo entornos interoperables que consoliden datos de diversas fuentes.
4	Falta de autoeficacia tecnológica y habilidades analíticas	Desarrollo de capacidades técnicas y formación práctica	Capacitar al personal para fortalecer competencias cuantitativas y el manejo de plataformas tecnológicas, ofreciendo espacios para experimentar aplicaciones analíticas.
5	Software y tecnologías no personalizadas; dificultad en IA	Selección de tecnologías apropiadas y adopción de XAI	Experimentar con distintas soluciones tecnológicas para determinar cuáles se adaptan mejor a las necesidades organizativas e implementar principios de transparencia algorítmica.

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, y en complemento con la información sintetizada en la tabla anterior, se describen los pasos correspondientes a las estrategias identificadas para superar las barreras tecnológicas en la implementación de la analítica de recursos humanos.

Estrategia1: Mejora de la calidad de los datos y estandarización de procesos.

- Barrera: Mala calidad de los datos y accesibilidad limitada

La disponibilidad y calidad de los datos son cruciales para el éxito de la analítica de recursos humanos. Como menciona A. Levenson & A. Fink (2017), es fundamental no conformarse con los datos existentes, sino recopilar datos adicionales, limpiar la información y estandarizar las definiciones y los procesos para generar informes

precisos y confiables. La mala calidad y la dificultad de acceso a los datos constituyen barreras significativas que impiden el uso estratégico del HRA. Fases:

1. Auditoría y limpieza de datos: Identificar y corregir errores, inconsistencias y duplicidades en los datos existentes. Los datos deben ser depurados y validados para garantizar su fiabilidad.
2. Recopilación de datos adicionales y relevantes: No limitarse a la información ya disponible, sino buscar y recolectar datos adicionales (cuantitativos y cualitativos) que permitan una comprensión más profunda de los problemas y posibles soluciones. Esto puede implicar encuestas personalizadas o entrevistas con actores clave.
3. Estandarización de definiciones y procesos: Limitar los desafíos a la validez de los datos mediante la estandarización de las definiciones y los procesos utilizados para generar informes y análisis. Esto proporciona una hoja de ruta transparente para que los responsables comprendan el significado de los datos y acepten los resultados del análisis. La falta de estándares en las métricas de RRHH es un problema recurrente.
4. Desarrollo de sistemas de aseguramiento de calidad de datos: Implementar sistemas y flujos de trabajo continuos que garanticen la calidad de los datos y su actualización permanente.

Estrategia 2: Inversión en tecnologías y modernización de la infraestructura.

- Barrera 2: Infraestructura de TI obsoleta o insuficiente

Una infraestructura de TI robusta es esencial para una mejor toma de decisiones y para el desarrollo de capacidades de HRA. Las organizaciones deben ser conscientes de la necesidad de realizar inversiones que fortalezcan las capacidades tecnológicas en RRHH. Según S. V. Shet et al. (2021), la infraestructura es un factor crítico que determina la posibilidad de integrar nuevas aplicaciones, manejar grandes volúmenes de datos de manera segura y garantizar la calidad de los análisis. Fases:

1. Evaluar la infraestructura de TI actual: Realizar un diagnóstico exhaustivo para identificar las limitaciones y la obsolescencia de los sistemas que dificultan la recolección, el procesamiento y el análisis de datos.
2. Planificar inversiones en hardware y software: Destinar presupuestos específicos para adquirir nuevas tecnologías, incluyendo plataformas de HRA, herramientas de ciencia de datos y sistemas de almacenamiento y gestión de información.

3. Modernizar la infraestructura tecnológica: Asegurar que los sistemas adoptados sean capaces de manejar datos dispersos, garantizar la seguridad de la información y ofrecer un rendimiento adecuado. Esto puede implicar la implementación de soluciones basadas en la nube.
4. Construir capacidades infraestructurales internas o externas: Desarrollar la infraestructura dentro de la organización o recurrir a proveedores especializados que aporten aplicaciones y servicios tecnológicos que faciliten la integración y gestión de los datos.

Estrategia 3: Mejora de la integración de sistemas de TI.

- Barrera: Falta de integración entre sistemas.

La analítica de recursos humanos eficaz requiere la integración de datos provenientes de múltiples fuentes, tanto internas como externas al área de RRHH. V. Fernandez & E. Gallardo-Gallardo (2021) señala que la falta de integración y el uso de datos no sincronizados representan barreras significativas que limitan la capacidad de generar información estratégica. Para obtener una visión completa del capital humano, es necesario adoptar un enfoque interfuncional que permita consolidar y compartir datos de manera eficiente. Fases:

1. **Mapear fuentes de datos existentes:** Identificar todos los sistemas y bases de datos que contienen información relevante para RRHH, incluyendo aquellas que dependen de otras áreas como finanzas, operaciones o ventas.
2. **Desarrollar una taxonomía de datos común:** Establecer un lenguaje y una taxonomía de datos estandarizada que facilite la integración y el entendimiento entre diferentes departamentos y sistemas.
3. **Implementar plataformas de integración de datos:** Utilizar tecnologías que permitan la agregación y el intercambio de información de sistemas dispares, transformando datos no estructurados en insumos valiosos para la toma de decisiones. Esto puede incluir la integración de HRMS con otras fuentes de gestión.
4. **Fomentar la cooperación interdepartamental:** Promover una colaboración activa entre RRHH y otras áreas funcionales, como TI, finanzas y operaciones, para asegurar el flujo constante de datos y el soporte necesario para su análisis.

Estrategia 4: Desarrollo de capacidades técnicas y formación práctica.

- Barrera: Falta de autoeficacia tecnológica y habilidades analíticas.

Los profesionales de recursos humanos a menudo carecen de las capacidades analíticas, técnicas y metodológicas necesarias, así como de una mentalidad orientada a los datos (S. V. Shet et al., 2021). Para Vargas et al. (2018), es fundamental capacitar al personal para fortalecer sus competencias cuantitativas y su habilidad en el manejo de plataformas tecnológicas. La disponibilidad de un equipo de HRA con competencias mixtas puede influir de manera positiva en la adopción de tecnología y en la calidad de las decisiones basadas en datos. Fases:

1. **Diseñar programas de capacitación en HRA:** Implementar programas que abarquen desde la alfabetización en datos hasta el manejo de herramientas estadísticas (como Excel avanzado, SPSS, R, Python) y técnicas de análisis (minería de datos, machine learning). La educación en HRA debe aumentar las competencias cuantitativas de los especialistas de RRHH.
2. **Fomentar la autoeficacia tecnológica y cuantitativa:** Las organizaciones deben buscar formas de eliminar las barreras de autoeficacia mediante la formación, la tutoría y la creación de una cultura que promueva la confianza individual en el uso de tecnologías. Esto incluye mejorar la autoeficacia cuantitativa, que es un predictor significativo de una actitud positiva hacia el análisis.
3. **Proporcionar oportunidades de experimentación:** Ofrecer a los empleados la posibilidad de probar y experimentar con diversas aplicaciones de HRA para fomentar la adopción individual y el aprendizaje práctico.
4. **Desarrollar equipos con habilidades mixtas:** Crear equipos de HRA que combinen el conocimiento del negocio, las habilidades analíticas y la capacidad de “storytelling” para interpretar y comunicar los resultados de manera efectiva a los tomadores de decisiones.

Estrategia 5: Selección de tecnologías apropiadas y adopción de XAI (Explicabilidad de la IA).

- Barrera: Software y tecnologías no personalizadas; dificultad en IA.

El software y la tecnología a menudo no están diseñados para responder a las necesidades específicas del área de recursos humanos, lo que genera dificultad para comprender cómo deben utilizarse las herramientas impulsadas por inteligencia artificial (Gal et al., 2020). Es crucial experimentar con distintas soluciones tecnológicas para identificar aquellas que se adapten mejor a los objetivos de la organización e implementar principios de transparencia algorítmica y explicabilidad (XAI) que contribuyan a mitigar desafíos éticos como la opacidad y el sesgo. Fases:

1. **Realizar pruebas y experimentación continua:** Probar diversas aplicaciones de HRA y soluciones de inteligencia artificial para identificar las que mejor se ajustan a los desafíos específicos de la organización. Esto puede implicar la construcción de soluciones internas para subsanar la falta de conocimiento, en lugar de depender de la externalización.
2. **Priorizar la transparencia algorítmica (XAI):** Al seleccionar o desarrollar herramientas de IA, se debe asegurar que los algoritmos sean interpretables y que revelen su razonamiento, incluyendo sus limitaciones e incertidumbres. Esto permite a los usuarios cuestionar la lógica subyacente y comprender la forma en que se generan los resultados.
3. **Mitigar el sesgo y la simplificación excesiva:** Definir las suposiciones sobre las tecnologías de análisis de personas considerando los riesgos potenciales, y describir sus posibilidades y limitaciones desde el inicio de la implementación. Se debe evitar que la tecnología reduzca la complejidad humana a modelos simplistas que puedan degradar la calidad de las decisiones.
4. **Fomentar un enfoque crítico:** Reconocer que los avances tecnológicos no eliminan el valor de la intuición, la experiencia y las creencias en el proceso de toma de decisiones. El uso de HRA debe concebirse como un complemento a las capacidades de los responsables de RRHH, no como un sustituto.

Es importante señalar que las estrategias descritas en este apartado fueron expuestas a partir de la información contenida en los artículos que conformaron el corpus documental del análisis. No se pretende afirmar que estas sean necesariamente las únicas, las más eficaces o las más utilizadas en la práctica profesional, sino que representan acciones y enfoques contenidos en las fuentes revisadas. Estas estrategias constituyen un insumo de referencia para la formulación de la propuesta metodológica.

Los resultados muestran que la literatura ofrece un conjunto diverso de estrategias orientadas a superar las barreras tecnológicas y organizativas que afectan la implementación de HRA. Estas acciones incluyen intervenciones en tres planos principales: la mejora de la calidad y disponibilidad de los datos, la actualización de la infraestructura tecnológica y el fortalecimiento de las capacidades técnicas y analíticas del personal. Sin embargo, la limitada evidencia empírica disponible sobre su eficacia en contextos reales subraya la necesidad de validar y adaptar estas estrategias a las particularidades de cada organización.

E. Propuesta metodológica para superar las barreras tecnológicas en la implementación de HRA

A partir del análisis sistemático de la literatura académica sobre HRA, complementado con estudios en ciencia de datos y transformación digital, se plantea una propuesta metodológica orientada a guiar a las organizaciones en el proceso de implementación de prácticas analíticas en el ámbito de recursos humanos. Esta propuesta busca ofrecer una hoja de ruta estructurada que permita superar las principales barreras identificadas en el análisis de literatura, tales como la falta de habilidades analíticas en el personal de RRHH, la baja calidad de los datos disponibles y las limitaciones en infraestructura tecnológica y la fragmentación de los sistemas de información según Surendra (2024) y Terlizzi (2024). Se reconoce que cada organización presenta particularidades en términos de estructura, cultura y recursos, por lo que la metodología propuesta debe ser entendida como una guía adaptable que deberá ajustarse a las condiciones específicas de cada caso. El objetivo es facilitar una implementación progresiva que contribuya a desarrollar capacidades analíticas en recursos humanos con un enfoque estratégico y sostenible

La metodología propuesta para la implementación de HRA, con foco en las barreras tecnológicas identificadas en la literatura, se articula en seis fases secuenciales que permiten guiar de manera estructurada a las organizaciones en su proceso de transformación analítica. En la Figura 8 se muestra un diagrama de la metodología propuesta.



Figura 8 Flujograma propuesta metodológica

Fuente: Elaboración Propia.

Esta metodología ha sido construida a partir de la integración de marcos conceptuales reconocidos en estudios recientes. Por un lado, Shet (2021) identifican los factores críticos que afectan la adopción de HRA, subrayando dimensiones tecnológicas como la compatibilidad de sistemas, la complejidad operativa y la calidad de los datos. Complementariamente, Surendra (2024) propone una ruta técnica que parte de la planificación estratégica de tecnologías hasta la implementación efectiva de infraestructura, lo cual permite operacionalizar los componentes tecnológicos de forma progresiva. Por su parte, Peeters (2020) enfatizan la necesidad de construir capacidades analíticas y establecer estructuras de gobernanza para garantizar la legitimidad del uso de datos, mientras que Terlizzi (2024) aporta evidencia empírica sobre prácticas efectivas para superar barreras comunes en proyectos de *Big Data*, tales como la fragmentación de sistemas y la falta de alineación interdepartamental. La combinación de estos enfoques permite definir una hoja de ruta adaptable, que no solo atiende los desafíos técnicos, sino que también promueve una cultura analítica sostenible y alineada con los objetivos

estratégicos de la organización. A continuación, se describe brevemente cada uno de los pasos:

1. **Diagnóstico organizacional y analítico:** Se realiza una evaluación integral de la organización con el fin de identificar el nivel de madurez tecnológica, la calidad y disponibilidad de los datos, la infraestructura existente y las competencias analíticas disponibles. Esta fase permite visibilizar las principales brechas y alinear expectativas con la realidad operativa según Shet (2021) y Peeters (2020).
 - Evaluación del estado actual de capacidades tecnológicas, calidad de datos, sistemas legados y madurez analítica.
 - Identificación de barreras tecnológicas específicas (infraestructura, interoperabilidad, acceso, cultura de datos).
2. **Alineación estratégica y definición de casos de uso:** Se establecen las prioridades del negocio que pueden ser abordadas mediante HRA, asegurando la conexión entre los objetivos organizacionales y los esfuerzos analíticos. La definición temprana de casos de uso orienta el desarrollo de capacidades y la inversión tecnológica según Surendra (2024).
 - Priorización de decisiones clave del negocio susceptibles de ser abordadas mediante analítica.
 - Alineación con objetivos organizacionales.
3. **Desarrollo de capacidades y alfabetización analítica:** Se fortalecen las habilidades analíticas del talento humano mediante programas de formación, incorporación de perfiles técnicos y creación de equipos multidisciplinarios. Esta fase aborda la falta de competencias como una de las barreras más reportadas en la literatura según Peeters (2020) y Shet (2021).
 - Formación en KSAOs (Knowledge, Skills, Abilities and Other characteristics) en personal de RRHH.
 - Construcción de equipos interdisciplinarios con perfiles técnicos, de negocio y comunicación.
4. **Diseño de infraestructura tecnológica y gestión de datos:** Se define la arquitectura tecnológica que permita integrar datos de diferentes fuentes, asegurar su calidad y habilitar el análisis mediante herramientas especializadas. También se planifica la evolución desde sistemas legados hacia plataformas más interoperables según Terlizzi (2024).
 - Selección e integración de plataformas de análisis con sistemas existentes.
 - Implementación progresiva de arquitectura de datos (almacenamiento, limpieza, gobernanza).
 - Incorporación de herramientas especializadas (BI, automatización, dashboards).

5. **Gobierno de datos, privacidad y ética:** Se implementan políticas y estructuras que aseguren el uso ético, seguro y legal de los datos. Esta fase contempla desde la calidad del dato hasta la transparencia algorítmica, elementos claves para lograr legitimidad y aceptación interna, según Floridi (2018) y Peeters (2020).
 - Establecimiento de lineamientos para uso responsable de datos, cumplimiento legal y legitimidad organizacional.
 - Diseño de estructuras de gobernanza para el ciclo de vida de los datos.
6. **Implementación incremental y mejora continua:** Se ejecutan proyectos piloto que permitan validar hipótesis estratégicas con bajo riesgo tecnológico. A partir de los aprendizajes, se ajustan procesos y herramientas, consolidando una cultura de mejora continua y adopción progresiva, según Terlizzi (2024).
 - Ejecución de pilotos de alto valor estratégico y bajo riesgo tecnológico.
 - Medición de resultados, retroalimentación organizacional y evolución de la práctica analítica.

Si bien las fases se presentan de forma secuencial, es importante destacar que en la práctica pueden requerirse ajustes en el orden, especialmente entre las primeras etapas. Además, se incluye un conjunto de recomendaciones para facilitar la toma de decisiones en cada etapa, así como instrumentos de evaluación intermedia que permitan monitorear el grado de avance y madurez del proceso.

Fase 1: Diagnóstico organizacional y analítico

El objetivo de esta fase es establecer el punto de partida de la organización en términos de madurez tecnológica, disponibilidad y calidad de datos, capacidades analíticas del equipo de RRHH y nivel de alineación entre los procesos de datos y la estrategia organizacional. Este diagnóstico permite definir una hoja de ruta adaptada al contexto particular de cada organización y evitar suposiciones incorrectas que puedan comprometer los siguientes pasos. Tal como señalan Margherita (2021) e Islam (2020) la preparación técnica y organizativa previa a la implementación de HRA es determinante para el éxito de la estrategia analítica, ya que permite adecuar los recursos a los objetivos definidos y asegurar la coherencia en los procesos de transformación. una hoja de ruta adaptada al contexto particular de cada organización y evitar suposiciones incorrectas que puedan comprometer los siguientes pasos.

Existen diversas metodologías y herramientas para realizar un diagnóstico organizacional en el contexto de implementación de HRA. Algunas organizaciones optan por evaluaciones internas estructuradas, otras por auditorías externas o consultorías especializadas que garantizan imparcialidad en la interpretación de los hallazgos. La participación de un tercero puede reducir sesgos y ampliar la visión sobre capacidades y brechas ocultas, especialmente en entornos donde la cultura del dato aún no está consolidada, según Cao (2017).

El presente documento propone como punto de partida una prueba de alto nivel, diseñado para ser aplicado de manera ágil dentro de la organización. Este instrumento tiene como propósito identificar de forma preliminar las principales barreras tecnológicas, de capacidades y de integración y servir como base para análisis más detallados. Para ello, se plantea la aplicación de un cuestionario secuencial de 20 preguntas, diseñadas para evaluar de forma progresiva distintos dominios críticos: generación y almacenamiento de datos, calidad e integración, recursos humanos y competencias y uso estratégico de la información. A partir de las respuestas afirmativas, se establece un nivel de madurez organizacional, desde el nivel 0 (inexistente o desconocido) hasta el nivel 4 (avanzado), lo que permite establecer tanto el estado actual como las acciones prioritarias a emprender. Las preguntas están en el Anexo B.

Este diagnóstico debe completarse con entrevistas cualitativas a actores clave, revisión de sistemas existentes (HRIS, archivos compartidos) y levantamiento de flujos de información entre áreas. Como destacan también Dahlbom et al. (2020), la implementación de analítica en recursos humanos no responde a un modelo único ni lineal, sino que debe adaptarse a la cultura organizacional, la estructura tecnológica y el nivel de comprensión del valor del dato por parte de los actores clave. Ello coincide con lo planteado por Peeters et al. (2020), quienes proponen diagnósticos multidimensionales que integran herramientas cuantitativas y cualitativas para comprender las capacidades habilitantes y las brechas de desempeño en el uso de HRA. La evaluación de madurez se debe complementar con análisis de brechas y visualización de los flujos de datos existentes, permitiendo no solo categorizar el estado actual sino también detectar obstáculos críticos y oportunidades inmediatas para la transformación analítica.

A partir de las respuestas, se propone clasificar a la organización en uno de los siguientes niveles de madurez:

- **Nivel 0: Inexistente o desconocido:** La organización no genera datos relacionados con RRHH, o bien desconoce si existen. No hay personas encargadas, ni registros, ni conciencia del valor de los datos. La empresa no ha iniciado ningún proceso relacionado con la analítica de RRHH ni ha considerado su implementación.
- **Nivel 1: Básico:** La organización genera algunos datos de RRHH, pero no cuenta con una estructura de almacenamiento formal, ni roles definidos para su gestión. La información se encuentra dispersa, sin trazabilidad ni control de calidad. No existen habilidades técnicas ni procesos definidos. Es una etapa de exploración inicial.
- **Nivel 2: Inicial estructurado:** Se cuenta con ciertos sistemas de registro (por ejemplo, planillas, software básico) y se ha identificado al menos una persona responsable del almacenamiento de datos. Se han implementado medidas de resguardo y existe conciencia sobre la importancia de la calidad del dato.

Sin embargo, la integración entre sistemas es limitada y no hay análisis sistemáticos.

- **Nivel 3: Intermedio:** Existen plataformas que integran datos de distintas fuentes. Se han establecido rutinas de mantenimiento y validación. Hay perfiles técnicos o mixtos con competencias en análisis de datos y generación de reportes. La cultura organizacional favorece el uso de evidencia y existen ejemplos documentados de uso de datos en decisiones de RRHH. Aun así, no se han consolidado prácticas avanzadas ni se ha institucionalizado la gobernanza.
- **Nivel 4: Avanzado:** La analítica de RRHH está completamente integrada en la estrategia del negocio. Se dispone de una infraestructura robusta y escalable, con herramientas avanzadas de análisis, predicción y visualización. Existen roles especializados en datos, marcos de gobernanza formales y políticas éticas claras. La toma de decisiones está sistemáticamente respaldada por datos y existen mecanismos permanentes de mejora continua.

Si bien los resultados del cuestionario deben ser analizados de forma integral y en conjunto con otros elementos del diagnóstico, tales como entrevistas o auditorías internas con la de Peeters (2020), es posible extraer conclusiones preliminares que orienten acciones iniciales. A continuación, se presentan tres ejemplos de barreras frecuentes detectadas a través del cuestionario, junto con acciones sugeridas:

- **Barreras en almacenamiento y acceso de datos (preguntas 3 y 4):** Si se responde negativamente, indica que la organización no cuenta con un sistema organizado de registro y acceso a los datos. Una acción recomendada sería la adopción de una solución de gestión de datos estructurada, como un HRIS básico o herramientas colaborativas en la nube con control de acceso (ej. *Google Workspace*, *Microsoft 365*).
- **Baja calidad o inexistencia de controles sobre los datos (pregunta 5):** Esta barrera refleja una debilidad estructural en la confiabilidad de la información. El plan de acción puede incluir el diseño de protocolos de validación, capacitación básica en integridad de datos y definición de responsables para auditoría periódica.
- **Ausencia de capacidades analíticas internas (pregunta 11):** Si no existen personas formadas en análisis de datos en el equipo de RRHH, se recomienda una estrategia mixta: formación técnica básica para el equipo existente, contratación de perfiles junior en análisis de datos y, eventualmente, el acompañamiento de asesores externos para los primeros ciclos de implementación.

Estas acciones deben adaptarse al contexto y recursos de la organización, pero permiten orientar de manera concreta el tránsito hacia un nivel más alto de madurez tecnológica en el uso de HRA.

Fase 2: Alineación estratégica y definición de casos de uso

Una vez realizado el diagnóstico organizacional, la segunda fase busca establecer un vínculo directo entre las capacidades analíticas emergentes y las prioridades estratégicas del negocio. Esta alineación es fundamental para asegurar que los esfuerzos en analítica de RRHH respondan a problemas reales y decisiones relevantes para la organización. Según Levenson (2018), vincular las iniciativas de HRA con los objetivos estratégicos maximiza el impacto organizacional y mejora la aceptación por parte de la alta dirección.

En esta fase, es indispensable involucrar actores que comprendan profundamente tanto la estrategia corporativa como los procesos de gestión del talento. La participación conjunta de representantes de RRHH, alta dirección, analistas de datos (si existen) y líderes de áreas clave, permite identificar los puntos de decisión donde los datos pueden generar valor. Además, como proponen Marler (2017) es importante formular preguntas que orienten el análisis de datos hacia decisiones prácticas, tales como: ¿qué factores explican la rotación de personal clave?, ¿cuáles son los perfiles con mayor impacto en el desempeño organizacional?, ¿qué características comparten los empleados con mayor probabilidad de éxito?

El proceso recomendado incluye los siguientes pasos según Levenson (2018):

1. **Revisión de los objetivos estratégicos vigentes de la organización:** Se debe revisar el plan estratégico institucional o las metas del área de RRHH para identificar prioridades como reducción de rotación, mejora del clima organizacional o incremento del desempeño. Por ejemplo, si uno de los objetivos es “reducir la rotación del personal clave en un 15% en el próximo año”, ello puede orientar directamente los esfuerzos analíticos.
2. **Identificación de decisiones críticas que podrían beneficiarse del soporte de datos:** Estas decisiones suelen ser repetitivas, sensibles o de alto impacto, como la planificación de la dotación, los ascensos, o la asignación de formación. Por ejemplo, “¿Qué tipo de contrato reduce el ausentismo?” o “¿Qué perfiles requieren intervención formativa temprana?”
3. **Mapeo de procesos de RRHH donde exista información disponible o potencial:** Consiste en trazar los flujos de datos actuales en procesos como reclutamiento, evaluación de desempeño o capacitación y determinar en qué puntos se generan datos y cómo se registran. Por ejemplo, si se utiliza una encuesta de salida al personal que renuncia, ese instrumento puede ser una fuente útil de análisis.

4. **Formulación de preguntas clave que guíen la analítica hacia objetivos de negocio:** Las preguntas deben responder a inquietudes prácticas del negocio, evitando generalidades. Un ejemplo sería: “¿Qué variables predicen el éxito en el primer año de contratación?” o “¿Cómo varía el desempeño según la modalidad de trabajo?”
5. **Priorización de los casos de uso con base en criterios como impacto esperado, viabilidad técnica y urgencia organizacional:** No todos los casos de uso se deben abordar al mismo tiempo. Se recomienda seleccionar aquellos con mayor impacto estratégico y factibilidad. Por ejemplo, si se cuenta con buenos datos de desempeño y ausentismo, un caso de uso inicial puede centrarse en predecir riesgos de rotación antes que explorar temas más complejos como diversidad o compromiso si no hay datos suficientes. con base en criterios como impacto esperado, viabilidad técnica y urgencia organizacional.

Durante esta etapa, es fundamental evitar el error común de centrar la analítica únicamente en lo técnicamente factible. Como señala Margherita (2021), el valor de la analítica reside en su capacidad para informar decisiones relevantes, no en la complejidad de sus técnicas. Por tanto, seleccionar bien los primeros casos de uso no solo facilita la implementación, sino que también permite construir credibilidad interna para fases posteriores.

La salida esperada de esta fase es una lista priorizada de casos de uso de HRA, con su correspondiente justificación estratégica, requerimientos de datos, responsables y criterios de éxito asociados. Por ejemplo:

- Caso de uso 1: “Identificación de factores asociados a la rotación del personal de ventas”, con datos provenientes de entrevistas de salida, evaluaciones de desempeño y registros de ausentismo.
- Caso de uso 2: “Detección temprana de talento con alto potencial para promoción”, utilizando datos de evaluaciones, feedback 360 y resultados de formación.

Este insumo será esencial para orientar el diseño de capacidades técnicas, la arquitectura de datos y las políticas de gobierno en las siguientes fases. Como argumentan (Peeters et al., 2020), los primeros usos de la analítica deben centrarse en temas estratégicamente relevantes, técnicamente viables y que generen resultados visibles en el corto plazo para fortalecer su legitimidad interna. es una lista priorizada de casos de uso de HRA, con su correspondiente justificación estratégica, requerimientos de datos, responsables y criterios de éxito asociados. Este insumo será esencial para orientar el diseño de capacidades técnicas, la arquitectura de datos y las políticas de gobierno en las siguientes fases.

Fase 3: Desarrollo de capacidades y alfabetización analítica

Una vez definidos los casos de uso prioritarios, se deben desarrollar o fortalecer las capacidades internas necesarias para llevarlos a cabo. Esta fase es crítica, ya que muchas organizaciones identifican oportunidades analíticas, pero carecen del talento, habilidades o estructuras para ejecutarlas, como lo evidencian estudios como los de Shet (2021) y Margherita (2021), quienes destacan que el desarrollo de competencias internas es uno de los pilares fundamentales para lograr una implementación efectiva y sostenible de HRA. Como señala Islam (2022), el éxito de cualquier iniciativa basada en datos depende no solo de la tecnología disponible, sino de la preparación del capital humano y su capacidad para interpretar y actuar sobre la información.

Esta etapa se nutre directamente de los insumos generados en las fases anteriores, en particular del diagnóstico de madurez analítica (Fase 1), que revela brechas de habilidades y roles inexistentes. Y los requerimientos técnicos y funcionales de los casos de uso (Fase 2), que especifican qué competencias se necesitan para su ejecución. Las acciones en esta fase pueden estructurarse en tres vías principales:

1. **Capacitación del personal actual:** Se enfoca en fortalecer las competencias analíticas de los colaboradores existentes mediante programas de formación en herramientas (*Excel* avanzado, *Power BI*, *R* o *Python*), estadística básica o narración de datos. Por ejemplo, si se identifica un caso de uso sobre rotación de personal, se puede capacitar al equipo en análisis de correlaciones y segmentación de cohortes.
2. **Contratación de perfiles especializados:** En casos donde el tiempo o la complejidad lo demanden, puede ser necesario incorporar profesionales con habilidades técnicas específicas, como científicos de datos, analistas de inteligencia de negocios o ingenieros de datos. Esto es especialmente recomendable cuando los proyectos requieren manejo de grandes volúmenes de datos o integración con fuentes externas.
3. **Asesoría o consultoría externa:** Cuando no se cuenta con experiencia interna suficiente o se desea acelerar el proceso, es buena práctica contratar consultores que orienten la implementación, diseñen modelos analíticos o faciliten procesos de adopción. Esta alternativa es útil también para garantizar objetividad y facilitar la transferencia de conocimiento.

En cualquiera de las tres vías, se recomienda definir un plan de formación progresiva que permita acompañar la evolución de la analítica en la organización, partiendo de lo básico hasta capacidades más complejas. Como sugieren Peeters (2020), el desarrollo de competencias no debe limitarse a perfiles técnicos, sino también a líderes de RRHH que deben aprender a formular preguntas, interpretar reportes y tomar decisiones basadas en datos.

Una forma de empezar a definir el plan es estructurar rutas formativas diferenciadas según el perfil y responsabilidad en la gestión de datos. La Tabla 9 resume roles

clave, los conocimientos esperados (con enfoque técnico, estratégico o integral) y el plan de formación sugerido:

Tabla 9 Roles en la administración de datos

Rol	Enfoque formativo esperado	Plan propuesto
Responsable operativo de datos	Comprensión integral del flujo de datos y habilidades de coordinación interfuncional	• Gestión de calidad de datos • Gobernanza de datos empresariales • Comunicación efectiva en gestión de información
Oficial de cumplimiento y privacidad	Conocimiento legal y ético sobre uso de datos personales	• Protección de datos y normativas • Ética en IA aplicada a RRHH • Auditoría y riesgos en datos personales
Líderes de RRHH	Comprensión estratégica del valor de los datos para la toma de decisiones	• Fundamentos en analítica de personas • Toma de decisiones basadas en evidencia • Visualización ejecutiva de datos
Analistas funcionales	Manejo de herramientas estadísticas y visualización aplicada a procesos de RRHH	• Estadística aplicada a RRHH • Excel avanzado • Modelado de datos en Power BI • Ética en análisis de datos

Fuente: Elaboración Propia

A medida que una organización avanza en su nivel de madurez en HRA, también cambian las necesidades de roles y responsabilidades. La siguiente guía sugiere los roles clave recomendados en función del nivel de madurez alcanzado por la compañía:

- Nivel 0 (Inexistente o desconocido):
 - *Rol sugerido:* Referente de datos o punto focal en RRHH.
 - *Función:* Sensibilizar sobre la importancia de los datos, identificar fuentes informales de información.
- Nivel 1 (Básico):
 - *Roles sugeridos:* Responsable de registro de datos, apoyo en carga y limpieza básica.
 - *Función:* Organizar la recolección y almacenamiento inicial de datos, promover registros consistentes.
- Nivel 2 (Inicial estructurado):
 - *Roles sugeridos:* Responsable operativo de datos, Analista funcional básico.
 - *Función:* Gestionar la calidad de los datos, comenzar análisis descriptivos, apoyar generación de reportes.
- Nivel 3 (Intermedio):
 - *Roles sugeridos:* Analista funcional intermedio, Oficial de privacidad y cumplimiento.

- *Función:* Ejecutar análisis exploratorios, asegurar cumplimiento normativo, acompañar a RRHH en interpretación de datos.
- Nivel 4 (Avanzado):
 - *Roles sugeridos:* Científico de datos, Arquitecto de datos, Especialista en visualización.
 - *Función:* Diseñar modelos predictivos, automatizar flujos analíticos, integrar múltiples fuentes de datos.

Cabe aclarar que, dependiendo del tamaño de la organización, la complejidad de los casos de uso o la etapa de adopción, algunos de estos roles pueden ser asumidos por una misma persona o tercerizados de manera parcial. Lo importante es garantizar que las funciones críticas estén cubiertas de forma efectiva. Algunas acciones correspondientes a esta fase son:

- Desarrollar un taller interno sobre visualización de datos para el equipo de RRHH.
- Contratar un analista de datos con experiencia en modelos de predicción de rotación.
- Firmar un contrato de acompañamiento con una firma de consultoría para implementar un piloto de analítica de desempeño.
- Implementar un curso transversal de introducción a los datos para toda la organización, enfocado en conceptos básicos como qué es un dato, cómo se registran y por qué es importante su calidad.

Se deben establecer mecanismos de monitoreo periódico sobre la evolución de la estrategia y la aparición de nuevas barreras, con el fin de mantener actualizado el plan de formación y asegurar su pertinencia en el tiempo. Los entregables de esta fase son:

- Plan de formación y desarrollo de capacidades técnicas.
- Estructura organizacional con roles definidos para HRA.
- Recursos asignados para contratación o asesoría técnica externa.
- Rutas de aprendizaje y seguimiento de competencias.

Estos resultados permitirán pasar de la intención estratégica a la ejecución operativa, asegurando que los casos de uso definidos cuenten con el soporte humano necesario para su implementación sostenible.

Fase 4: Diseño de infraestructura tecnológica y gestión de datos

Una vez identificadas las capacidades necesarias y delineados los equipos de trabajo, la siguiente fase consiste en estructurar la infraestructura tecnológica que soportará los procesos analíticos definidos. Esta etapa incluye tanto la arquitectura física y lógica (hardware, plataformas, almacenamiento) como la estrategia de

gestión de datos que garantice calidad, disponibilidad, integración y seguridad de la información. Según Terlizzi (2024) muchas iniciativas de big data fallan no por la ausencia de talento o estrategia, sino por la falta de una arquitectura técnica robusta y alineada con las necesidades del negocio.

Los insumos clave para esta fase incluyen la estrategia organizacional, que orienta sobre los objetivos a alcanzar y define las prioridades del negocio; los requerimientos técnicos de los casos de uso definidos en la Fase 2; y las capacidades internas identificadas o por adquirir en la Fase 3. La alineación de estos elementos permite definir una infraestructura que responda tanto a las necesidades operativas como estratégicas. Tal como señala Surendra (2024), el diseño de la infraestructura de datos debe estar en consonancia con la estrategia tecnológica de la organización y los objetivos de RRHH que se esperan alcanzar.

A continuación, se presentan cinco aspectos clave que deben considerarse para estructurar una infraestructura tecnológica adecuada: la modalidad de infraestructura, las herramientas tecnológicas seleccionadas, la estrategia de gestión de datos, la integración de sistemas y automatización y los mecanismos de seguridad y control de acceso.

Una primera decisión fundamental consiste en determinar si la organización operará sobre soluciones *on-premise*, en la nube o bajo un modelo híbrido. Esta elección dependerá del volumen de datos esperado, el nivel de escalabilidad deseado, el presupuesto disponible y las exigencias en materia de seguridad. Por ejemplo, una empresa mediana que desee comenzar con tableros interactivos puede optar por plataformas *SaaS (Software as a Service)* como *Power BI* o *Google Looker Studio*, lo cual reduce los tiempos de implementación inicial.

También es necesario seleccionar herramientas que permitan recolectar, integrar, analizar y visualizar datos desde distintas fuentes. La elección debe estar directamente vinculada con los casos de uso priorizados. Si se desea modelar la rotación de personal, por ejemplo, puede combinarse el uso de SQL para la extracción y limpieza de datos con *Python* para la construcción de modelos predictivos.

En paralelo, se debe establecer una estrategia clara de gestión de datos. No se debe asumir que toda la información existente es útil o confiable. Por tanto, es fundamental auditar las fuentes disponibles, validar su calidad y decidir si se requiere recolectar nuevos datos. Si se opta por la recolección, los datos deben estar alineados con la estrategia del negocio y ser compatibles con la infraestructura y las herramientas seleccionadas.

Otro aspecto crítico es asegurar la integración de sistemas y la automatización de procesos. La infraestructura debe facilitar la interoperabilidad entre plataformas como HRIS, nómina, desempeño o sistemas de encuestas. Automatizar estos flujos permite mejorar la trazabilidad, reducir errores y liberar tiempo operativo. Como destacan Heuvel et al. (2017), la integración tecnológica es clave para combinar

datos de RRHH con otras fuentes corporativas relevantes como finanzas o productividad, incrementando así el valor estratégico del análisis. Un ejemplo sería programar la actualización automática de indicadores de rotación desde el HRIS hacia un tablero de control centralizado.

Finalmente, se deben establecer mecanismos robustos de seguridad y control de acceso. Esto implica definir niveles de autorización, establecer respaldos automáticos, configurar trazabilidad de accesos y cumplir con normativas locales de protección de datos personales. En algunos contextos puede ser necesario incorporar técnicas de seudonimización o cifrado.

1. **Infraestructura tecnológica:** Se debe evaluar si la organización operará sobre soluciones on-premise, en la nube o híbridas. La elección dependerá del volumen de datos, nivel de escalabilidad esperado, presupuesto disponible y requisitos de seguridad. Por ejemplo, una empresa mediana que quiera iniciar con dashboards interactivos puede optar por plataformas SaaS como *Power BI* o *Google Looker Studio*.
2. **Herramientas y plataformas:** Se deben seleccionar herramientas que permitan recolectar, integrar, analizar y visualizar datos desde diferentes fuentes. Entre las más comunes están *Power BI*, *Tableau*, *Python*, *R*, *SQL* y plataformas integradas como *SAP Analytics Cloud*. La elección debe responder a los casos de uso definidos: si se requiere modelar rotación de personal, se puede combinar SQL para extracción y Python para modelado.
3. **Estrategia de gestión de datos:** No se debe asumir que todos los datos existentes son útiles. Es fundamental auditar las fuentes disponibles, validar su calidad y determinar si se requiere recolectar datos nuevos. Si se van a generar nuevos datos, estos deben ser coherentes con la estrategia del negocio y compatibles con la infraestructura y herramientas seleccionadas.
4. **Integración y automatización:** La infraestructura debe facilitar la interoperabilidad entre sistemas de RRHH (como HRIS), nómina, desempeño, encuestas, etc. Automatizar flujos de datos ahorra tiempo, mejora la trazabilidad y reduce errores. Un buen inicio es automatizar la carga de indicadores de rotación desde HRIS hacia un tablero central.
5. **Seguridad y acceso:** Es esencial establecer políticas claras de acceso a los datos, respaldos automáticos, niveles de autorización y trazabilidad. Dependiendo del marco regulatorio local (por ejemplo, leyes de protección de datos personales), puede requerirse cifrado y monitoreo de accesos.

La implementación de estos componentes requiere avanzar en decisiones tácticas que se conviertan en acciones concretas dentro de la organización. Dichas acciones deben estar alineadas con la estrategia definida, el nivel de madurez actual y los recursos disponibles. Algunas acciones típicas de esta fase son:

- Contratar una solución de almacenamiento en la nube con respaldo automático diario.
- Auditar todos los formularios de recolección de datos de RRHH existentes y rediseñar aquellos que no entregan valor analítico.
- Implementar una base de datos relacional para integrar datos de desempeño, ausentismo y formación.
- Configurar niveles de acceso diferenciados por rol (ej. RRHH puede editar; gerentes solo visualizar).

Es importante que las acciones desarrolladas durante esta fase hayan sido coordinadas con las áreas técnicas y funcionales, asegurando la viabilidad operativa de las decisiones tomadas. La documentación clara de las soluciones adoptadas y la verificación de su alineación con la estrategia organizacional serán clave para sustentar el avance hacia etapas posteriores. Los entregables de esta etapa son:

- Arquitectura tecnológica documentada (infraestructura, herramientas, integración).
- Inventario de fuentes de datos validadas y su calidad.
- Protocolos de acceso, seguridad y respaldo.
- Automatización de al menos un flujo de datos prioritario.

Estos productos permitirán consolidar una base técnica confiable que respalde las iniciativas analíticas definidas, habilitando su escalamiento y sostenibilidad a futuro. Como afirman Surendra (2024), la infraestructura de datos no es solo soporte técnico, sino un componente estratégico que condiciona el éxito o fracaso de la analítica organizacional.

Fase 5 Gobierno de datos, privacidad y ética

La fase de gobierno de datos representa un componente crítico para asegurar la sostenibilidad, la legitimidad y la calidad de las iniciativas de analítica en recursos humanos, según Peeters (2020). Una infraestructura sólida y capacidades analíticas avanzadas pierden efectividad si no están respaldadas por principios claros de gestión de la información, mecanismos de control y normas de cumplimiento ético y legal. Como afirma Floridi (2018), el desarrollo de sociedades digitales responsables exige marcos que garanticen el uso justo, transparente y explicable de los datos, especialmente cuando estos afectan decisiones sobre personas.

Los insumos de esta fase provienen principalmente de los elementos técnicos definidos en la infraestructura (Fase 4), así como de los requerimientos regulatorios identificados en el diagnóstico (Fase 1) y los riesgos asociados a los casos de uso definidos en la Fase 2. Además, los roles y capacidades definidos en la Fase 3 aportan la base humana para gestionar las funciones de cumplimiento y control. La combinación de estos insumos permite que el gobierno de datos no se limite a una

política aislada, sino que se consolide como un sistema integrado en la estrategia analítica organizacional.

En esta etapa se deben definir las políticas, estructuras y procesos necesarios para gestionar el ciclo de vida de los datos: desde su creación hasta su eliminación. Esto incluye aspectos como la asignación de responsabilidades, la definición de estándares de calidad, la protección de la privacidad y el cumplimiento de normativas locales e internacionales.

El punto de partida consiste en establecer claramente los roles asociados a la gobernanza de datos. En organizaciones pequeñas, una sola persona puede asumir funciones múltiples, pero a medida que crece la madurez analítica, se recomienda contar con responsables diferenciados, cuyas funciones y conocimientos se describen a continuación:

- **Responsable operativo de datos:** Administra el ciclo de vida de los datos en el día a día. Se encarga de validar la calidad de los datos, gestionar su actualización, mantener los registros y asegurar que las definiciones y estructuras sean consistentes. Debe poseer conocimientos técnicos en manejo de bases de datos, control de calidad de datos y herramientas de integración básica (por ejemplo, *Excel* avanzado, *SQL* básico).
- **Oficial de privacidad:** Supervisa el cumplimiento de normativas sobre protección de datos personales, tanto internas como externas. Es responsable de autorizar accesos, coordinar evaluaciones de impacto y actuar ante incidentes relacionados con el uso indebido de información. Se espera que tenga conocimiento actualizado de normativas como GDPR o su equivalente local, así como competencias en gestión de riesgos y documentación legal.
- **Encargado de arquitectura o integridad de sistemas:** Define y supervisa la arquitectura de datos, asegurando la interoperabilidad entre sistemas, la trazabilidad de la información y la eficiencia en los flujos de datos. Su perfil técnico incluye conocimientos en modelado de datos, administración de sistemas, seguridad informática y experiencia con plataformas de integración o visualización avanzada.

En algunos contextos, estos roles pueden ser tercerizados o integrados en unidades transversales de datos, especialmente cuando los recursos son limitados o cuando la organización apenas inicia su proceso de madurez analítica según Terlizzi (2024).

Además de los roles, es fundamental definir protocolos de acceso, trazabilidad de uso, tiempos de retención y procesos de auditoría. Los protocolos de acceso deben especificar quién puede consultar, modificar o eliminar datos, en qué condiciones y mediante qué mecanismos de control. Estos protocolos suelen incluir componentes

como niveles jerárquicos de permisos, autenticación multifactorial, logs de acceso y procedimientos de revocación.

Por ejemplo, un protocolo robusto puede establecer que solo los responsables de RRHH puedan editar información sensible, mientras que los jefes de área solo tendrán acceso de lectura a reportes consolidados. La construcción de confianza entre los distintos actores de la organización (empleados, líderes, TI, legal) depende en gran medida de la transparencia con que se gestionen estos elementos. Según Dahlbom et al (2020) un marco ético sólido no solo responde a regulaciones externas, sino que mejora la aceptación y legitimidad interna del uso de HRA.

Esta fase también debe garantizar que las herramientas utilizadas cuenten con características que faciliten el cumplimiento normativo como capacidades de mantener datos anónimos, registro de auditoría y control granular de accesos. Igualmente, se deben implementar prácticas de educación y sensibilización continua para asegurar que todos los actores comprendan los principios y límites del uso de los datos. Cabe destacar que las normativas de protección de datos varían entre países y por tanto es indispensable ajustarse a las leyes locales

Ejemplos de acciones concretas en esta etapa incluyen el diseño de una política interna de gobernanza de datos, la creación de un protocolo de acceso según niveles jerárquicos, la implementación de un sistema de registro de cambios sobre los datos sensibles, o la realización de talleres sobre ética y privacidad en la analítica de personas.

Los entregables esperados de esta fase son:

- Política de gobernanza de datos formalmente adoptada.
- Mapa de roles y responsabilidades en la gestión de datos.
- Protocolos de acceso, retención y trazabilidad implementados.
- Plan de formación y sensibilización en ética y privacidad.

Estos productos permitirán asegurar que el uso de datos en RRHH se realice de forma legítima, segura y alineada con los valores y objetivos organizacionales, consolidando así la confianza y la sostenibilidad del sistema analítico.

Fase 6: Implementación incremental y mejora continua (Despliegue progresivo y sostenibilidad de HRA)

La última fase de la metodología propone un enfoque de despliegue gradual de las iniciativas analíticas, acompañado por mecanismos sistemáticos de retroalimentación y mejora. El objetivo es asegurar que los casos de uso priorizados puedan implementarse en contextos reales con bajo riesgo, alto aprendizaje y resultados visibles que fortalezcan la credibilidad de HRA dentro de la organización. Como indican Levenson (2018) y Peeters (2020), el aprendizaje iterativo y la

validación progresiva son factores clave para escalar la analítica de manera sostenible.

Los insumos fundamentales de esta fase incluyen los casos de uso priorizados en la Fase 2, los datos y herramientas desarrolladas en la Fase 4 y las capacidades humanas descritas en la Fase 3. También son importantes las políticas de gobernanza de la Fase 5, que permiten que el despliegue se haga con control y legitimidad.

En esta fase se recomienda iniciar con la ejecución de proyectos piloto que permitan validar las hipótesis analíticas planteadas, testear la calidad de los datos y poner a prueba la coordinación entre los actores involucrados. Como se ha mencionado en fases anteriores, no es necesario que todos los componentes de la metodología estén implementados al 100% para realizar pilotos. De hecho, iniciar pilotos en etapas tempranas puede ser útil para descubrir brechas en aspectos tecnológicos, organizacionales o de competencias y permitir ajustes ágiles sobre la marcha.

Estos pilotos deben diseñarse con objetivos acotados, tiempos claros y criterios de éxito definidos. Como señalan Terlizzi et al. (2024), los pilotos permiten no solo validar supuestos técnicos, sino también identificar fallas en procesos, estructuras y capacidades que no se evidencian en la planificación. Por ejemplo, un piloto puede enfocarse en predecir la rotación de un grupo de colaboradores específicos utilizando variables de desempeño, ausentismo y antigüedad.

Los resultados deben analizarse no solo desde una perspectiva técnica (precisión, eficiencia, cobertura), sino también desde su utilidad práctica y su recepción por parte de los usuarios internos. Se sugiere acompañar cada piloto con sesiones de validación cruzada, presentación de resultados a tomadores de decisiones y recolección de feedback cualitativo. Una vez validadas las capacidades mínimas, puede iniciarse el escalamiento gradual de los modelos, ya sea ampliando su cobertura (más procesos o unidades) o aumentando su complejidad (modelos predictivos o prescriptivos). Este crecimiento debe ir acompañado de ciclos de revisión sistemática, actualización de herramientas y adaptación de los planes de formación.

Ejemplos de acciones concretas en esta fase incluyen la ejecución de un piloto para detección temprana de abandono laboral, la implementación de tableros ejecutivos de indicadores clave de RRHH, la documentación de un caso de éxito para compartir en otros equipos, o la realización de un comité mensual para evaluación del avance analítico.

Los entregables esperados son:

- Documentación de pilotos ejecutados (objetivos, datos utilizados, resultados, lecciones aprendidas).
- Revisión de indicadores y criterios de éxito para cada caso de uso.
- Plan de escalamiento progresivo.

- Estrategia de monitoreo, retroalimentación y mejora continua.

Esta fase garantiza que el esfuerzo metodológico no quede en la planificación, sino que se traduzca en aplicaciones tangibles que generen valor y permitan a la organización evolucionar hacia un modelo de gestión basada en evidencia. Para lograrlo, es fundamental acompañar cada proyecto con una estrategia clara de comunicación de resultados, utilizando narrativas comprensibles y visualizaciones accesibles que faciliten su comprensión y fomenten la toma de decisiones informadas. La capacidad de traducir el análisis en acciones concretas depende, en gran medida, de cómo se comuniquen los hallazgos a los distintos niveles de la organización. Asimismo, la documentación sistemática de los casos de éxito y de los beneficios obtenidos permite que otras áreas de la compañía —o incluso otras organizaciones— reconozcan el valor del enfoque analítico y se motiven a adoptarlo como recomiendan Fernández et al. (2021), Rasmussen (2015) y Sateesh V Shet et al. (2021).

La propuesta metodológica desarrollada en este estudio integra los hallazgos sobre barreras y estrategias en un modelo de seis fases que proporciona una hoja de ruta estructurada para guiar la adopción de HRA desde una perspectiva tecnológica. Este enfoque busca acompañar a las organizaciones en todo el proceso, desde el diagnóstico inicial y la alineación estratégica, hasta la implementación incremental y la mejora continua. La propuesta constituye un insumo inicial que puede servir como base de referencia para futuros procesos de validación empírica y adaptación a distintas realidades organizativas.

IX. CONCLUSIONES

La investigación, a través de una revisión sistemática de 66 artículos académicos, confirma que, a pesar del creciente interés académico en la Analítica de Recursos Humanos (HRA), su implementación efectiva en las organizaciones enfrenta múltiples y significativas barreras. De las 283 menciones de barreras extraídas del análisis, un porcentaje considerable, cercano al 47%, está directamente relacionado con aspectos tecnológicos. Al profundizar en las barreras con relación tecnológica, se identificaron cuatro categorías principales por su frecuencia en la literatura: Falta de habilidades y conocimientos técnicos (81 menciones), Problemas tecnológicos e infraestructura* (31 menciones), Privacidad, Ética y Transparencia (27 menciones) y Calidad, Acceso y Gestión de Datos (21 menciones).

Las categorías de "Problemas tecnológicos e infraestructura" y "Calidad, Acceso y Gestión de Datos" se consideran barreras tecnológicas directas, refiriéndose explícitamente a la ausencia o deficiencia de herramientas, sistemas, infraestructura técnica adecuada, interoperabilidad entre sistemas (como HRIS, ERP y plataformas de analítica), así como a problemas en la arquitectura, almacenamiento, integración y disponibilidad de datos. La literatura revisada señala constantemente la insuficiencia o inadecuación de la infraestructura digital y la fragmentación entre

plataformas como obstáculos críticos. Del mismo modo, la disponibilidad y manejo de datos presenta desafíos significativos, con organizaciones que a menudo tienen bases de datos incompletas, desactualizadas o desorganizadas, dificultando la generación de información confiable. Estos problemas reflejan una gestión de datos inmadura y una inversión limitada en tecnología.

Por otro lado, la "Falta de habilidades analíticas" y "Privacidad y aspectos éticos" se clasifican como barreras con una relación parcial con la tecnología. La carencia de habilidades analíticas (la barrera más citada en general con 81 menciones) involucra limitaciones en conocimientos de estadística, visualización de datos y pensamiento crítico, pero fundamentalmente, el manejo de herramientas analíticas y plataformas de HRA. La literatura subraya que la falta de competencias analíticas y la capacidad para traducir datos en insights estratégicos constituyen un obstáculo primario. La barrera de "Privacidad, Ética y Transparencia", aunque tiene dimensiones normativas y organizacionales, presenta un aspecto técnico crucial relacionado con la implementación de controles de acceso, encriptación, anonimización de datos, trazabilidad y cumplimiento técnico de regulaciones en los sistemas tecnológicos. La falta de protocolos claros para la seguridad de la información genera preocupación y limita la confianza necesaria para desplegar herramientas analíticas.

El análisis cuantitativo de estas barreras tecnológicas (Habilidades $n=81$, Infraestructura $n=31$, Datos $n=21$) sugiere una progresión en las etapas de adopción de HRA. La preponderancia de la falta de habilidades ($n=81$) sugiere que muchas organizaciones se encuentran en estadios iniciales, donde la capacidad humana para comprender y aplicar la analítica es el desafío principal. A medida que superan esta limitación, emergen las barreras de infraestructura ($n=31$), y solo en etapas más avanzadas, los desafíos intrínsecos de la Calidad, Acceso y Gestión de Datos ($n=21$) se convierten en el obstáculo predominante. Esto implica que la menor frecuencia de menciones de los desafíos de datos no significa que sean más fáciles de superar, sino que muchas organizaciones aún no han alcanzado el nivel de madurez donde estos problemas se manifiestan en toda su complejidad para análisis sofisticados. En definitiva, superar la falta de conocimientos técnicos es fundamental para que las empresas desarrollen capacidades internas o busquen apoyo externo en HRA, lo cual representa una ventaja competitiva relevante.

En relación con el primer objetivo específico, se logró identificar y analizar de manera detallada las principales barreras tecnológicas que, según la literatura académica revisada, obstaculizan la implementación exitosa de HRA en las organizaciones. Estas barreras se derivan exclusivamente del análisis de publicaciones científicas y no de estudios de campo o casos particulares de aplicación. En conjunto, los hallazgos evidencian que las dificultades tecnológicas siguen constituyendo un factor crítico que limita la adopción de estas prácticas en diversos contextos organizativos.

La revisión de la literatura, además de identificar las barreras tecnológicas, aportó recomendaciones y estrategias investigadas para superarlas. Si bien se

identificaron recomendaciones no técnicas (cultura, liderazgo, ética, alineación estratégica), el foco, en línea con el objetivo del estudio, estuvo en las recomendaciones técnicas. Estas incluyen la necesidad de mejorar la calidad y gestión de datos mediante depuración, estandarización y consolidación, así como el fortalecimiento de medidas técnicas para la protección de datos personales, asegurando seguridad, trazabilidad y cumplimiento normativo en el tratamiento de información sensible. Estas recomendaciones técnicas derivadas de la literatura proporcionan insumos para diseñar estrategias de adopción y articular propuestas metodológicas.

Respecto al segundo objetivo específico, se recopilaron y sintetizaron las estrategias documentadas en los artículos revisados, las cuales proporcionan un panorama de las acciones y recomendaciones que han sido investigadas para afrontar estos desafíos tecnológicos. El análisis sugiere que, si bien existe un conjunto variado de estrategias, muchas de ellas aún carecen de validación empírica amplia que permita valorar su eficacia en escenarios organizacionales concretos.

A partir del análisis sistemático de estas barreras y de la integración de marcos conceptuales relevantes, la investigación logró formular una propuesta metodológica orientada a guiar a las organizaciones en la implementación de HRA desde el punto de vista tecnológico. Esta propuesta, presentada como uno de los principales resultados del trabajo, se articula en seis fases secuenciales diseñadas específicamente para superar las barreras tecnológicas identificadas, como la falta de habilidades, la baja calidad de datos, la fragmentación de sistemas y las limitaciones de infraestructura. Las fases son: 1. Diagnóstico organizacional y analítico, 2. Alineación estratégica y definición de casos de uso, 3. Desarrollo de capacidades y alfabetización analítica, 4. Diseño de infraestructura tecnológica y gestión de datos, 5. Gobierno de datos, privacidad y ética, y 6. Implementación incremental y mejora continua.

Cada fase de la metodología integra estrategias específicas para abordar las barreras tecnológicas. Por ejemplo, la Fase 1 (Diagnóstico) incluye la evaluación de la madurez tecnológica y la identificación de barreras de infraestructura y calidad de datos. La fase 2 (alineación estratégica) se pregunta ¿Por qué quiero hacer análisis de datos? Y establece objetivos. La Fase 3 (Desarrollo de capacidades) se centra explícitamente en superar la falta de habilidades mediante formación y contratación de perfiles técnicos. La Fase 4 (Diseño de infraestructura y datos) aborda directamente los problemas tecnológicos y de datos al definir la arquitectura, gestionar la calidad y asegurar la integración y automatización de sistemas. La Fase 5 (Gobierno de datos) se enfoca en los aspectos técnicos de la privacidad y la ética, estableciendo protocolos de acceso y trazabilidad. Finalmente, la Fase 6 (Implementación incremental) promueve la validación progresiva y el aprendizaje para refinar continuamente los aspectos técnicos y de procesos.

En cumplimiento del tercer objetivo específico, se formuló una propuesta metodológica orientada a la adopción de la analítica de recursos humanos desde el

punto de vista tecnológico, integrando los hallazgos obtenidos sobre barreras y estrategias. Esta propuesta constituye un insumo inicial que puede adaptarse y complementarse con estudios de caso y experiencias prácticas que enriquezcan su aplicabilidad.

La superación de estas barreras requiere un enfoque integral que combine el desarrollo de capacidades humanas, la inversión en infraestructura tecnológica, la consolidación de una cultura basada en la evidencia y el establecimiento de protocolos éticos y de gobernanza que respalden un uso responsable de la información. Este estudio aporta un marco sistemático que facilita la comprensión de los principales obstáculos tecnológicos y ofrece un punto de partida para el diseño de estrategias de implementación adaptadas al contexto organizacional.

La investigación no solo confirmó la relevancia y naturaleza de las barreras tecnológicas en la implementación de HRA, sino que también cumplió el objetivo de sintetizar estrategias y, fundamentalmente, propuso una metodología estructurada y adaptable que busca guiar a las organizaciones para abordar estos desafíos desde una perspectiva tecnológica integral, facilitando así la migración hacia una gestión de recursos humanos basada en datos. Si bien la producción académica ha crecido, la implementación efectiva sigue siendo un reto, y propuestas como la metodología desarrollada son cruciales para traducir el potencial teórico de la HRA en valor práctico para las organizaciones.

X. RECOMENDACIONES

La implementación efectiva de la Analítica de Recursos Humanos (HRA) en las organizaciones requiere más que una intención estratégica; demanda condiciones tecnológicas, organizativas y humanas adecuadas. Si bien la literatura ha destacado ampliamente el potencial transformador de HRA en la toma de decisiones basadas en datos, también ha evidenciado barreras estructurales que dificultan su adopción plena, especialmente en lo relacionado con el componente tecnológico. En este contexto, y tomando como base las fuentes revisadas, el análisis realizado y la propuesta metodológica, se proponen a continuación tres recomendaciones clave centradas en los principales desafíos tecnológicos identificados: la gestión y calidad de los datos, la infraestructura tecnológica y herramientas analíticas, y el desarrollo de capacidades técnicas del personal de RRHH. Estas recomendaciones buscan guiar a las organizaciones hacia una implementación más robusta, integrada y sostenible de HRA.

Las recomendaciones que se presentan a continuación se articulan directamente con los objetivos específicos planteados en este estudio. La identificación detallada de barreras tecnológicas (primer objetivo) permitió reconocer las limitaciones más frecuentes que afectan la adopción de HRA en las organizaciones. La recopilación de estrategias y recomendaciones documentadas en la literatura (segundo objetivo) proporcionó insumos para proponer acciones concretas que contribuyan a superar

dichas barreras. Finalmente, la formulación de una propuesta metodológica orientada a la implementación de HRA (tercer objetivo) se nutre de estas recomendaciones, que representan componentes fundamentales de las fases de diagnóstico, diseño e implementación descritas en la metodología

1. **Priorizar y asegurar la Calidad, Acceso y Gestión de Datos como base fundamental.** La implementación tecnológica de HRA se ve críticamente obstaculizada por la disponibilidad y manejo de datos. Las organizaciones a menudo tienen bases de datos incompletas, desactualizadas o mal estructuradas, lo cual impide generar información confiable. Los registros pueden estar distribuidos en diferentes sistemas, dificultando su consolidación, y existen restricciones técnicas o administrativas para acceder a ellos. Esto refleja una gestión de datos inmadura. Una recomendación clave es establecer una estrategia clara para la gestión de datos, que incluya auditar las fuentes existentes, validar su calidad y planificar la recolección de nuevos datos de forma coherente. Es fundamental mejorar la calidad y gestión de datos mediante procesos de depuración, estandarización y consolidación de fuentes para asegurar su usabilidad y confiabilidad. Esto implica abordar la baja calidad o inexistencia de controles sobre los datos mediante protocolos de validación, capacitación básica en integridad de datos y definición de responsables para auditoría periódica. La fase 4 de la metodología propuesta enfatiza que una estrategia de gestión de datos robusta es esencial.
2. **Diseñar e implementar una Infraestructura Tecnológica y Herramientas Analíticas adecuadas y con Integración.** Las fuentes identifican la insuficiencia o inadecuación de la infraestructura digital como un desafío tecnológico significativo. Esto incluye sistemas de gestión de RRHH obsoletos o que carecen de funcionalidades para integrar y analizar información en tiempo real, falta de herramientas especializadas (como software de minería de datos o módulos analíticos), y fragmentación entre plataformas que impide el flujo eficiente de información. Se recomienda actualizar la infraestructura tecnológica para soportar plataformas analíticas, seleccionando herramientas específicas para la recolección, integración, análisis y visualización de datos que estén alineadas con los casos de uso prioritarios. La integración de sistemas (HRIS, nómina, desempeño, etc.) y la automatización de flujos de datos son aspectos críticos para mejorar la eficiencia y la trazabilidad, ya que la infraestructura debe facilitar la interoperabilidad entre plataformas. La Fase 4 de la metodología se enfoca explícitamente en el diseño e implementación de esta infraestructura, herramientas y la integración de sistemas.
3. **Desarrollar activamente las Habilidades Técnicas y Analíticas del personal de RRHH.** La falta de habilidades y conocimientos técnicos es la barrera más frecuentemente citada en la literatura, indicando que muchas organizaciones están en etapas iniciales donde la capacidad humana para comprender y aplicar la analítica es el desafío principal. Los profesionales de

RRHH a menudo carecen de las habilidades necesarias en análisis de datos, estadística o manejo de herramientas analíticas sofisticadas. Para superar esta barrera, se recomienda fortalecer las capacidades analíticas del talento humano mediante programas de formación. Esto puede incluir capacitación en herramientas analíticas (Excel avanzado, Power BI, R o Python) y estadística básica, así como la contratación de perfiles especializados (científicos de datos, analistas) o el apoyo de consultoría externa. La Fase 3 de la metodología propuesta se dedica precisamente al desarrollo de capacidades y alfabetización analítica, abordando directamente esta barrera.

XI. LIMITACIONES Y FUTURAS LINEAS DE INVESTIGACIÓN

Este estudio presenta algunas limitaciones que deben ser consideradas al interpretar sus resultados y alcances. En primer lugar, la investigación se centró exclusivamente en fuentes de carácter académico indexadas en bases de datos reconocidas (Scopus y Web of Science). Si bien esta decisión metodológica permitió garantizar la rigurosidad y la relevancia de los documentos revisados, también implicó la exclusión de informes técnicos, estudios de caso elaborados por proveedores de plataformas analíticas y consultoras especializadas que podrían aportar ejemplos empíricos de implementación de HRA en entornos organizacionales. Esta restricción puede haber limitado la identificación de experiencias prácticas documentadas fuera del ámbito académico.

En segundo lugar, el estudio no incluyó la realización de encuestas, entrevistas ni otras técnicas de trabajo de campo que permitieran recoger información primaria directamente de profesionales de recursos humanos o de responsables de proyectos de analítica. Este enfoque exclusivamente documental limita la posibilidad de contrastar los hallazgos de la literatura con percepciones, experiencias y prácticas actuales en empresas de distintos sectores.

En relación con el alcance temático, la revisión se enfocó prioritariamente en barreras tecnológicas y estrategias asociadas, sin profundizar en la dimensión económica, cultural o normativa de los procesos de adopción, que pueden constituir factores igualmente determinantes. Estas limitaciones representan oportunidades para la realización de investigaciones que complementen los hallazgos presentados.

A partir de los vacíos identificados, se proponen cuatro líneas principales de investigación futura. La primera consiste en la realización de estudios de caso empíricos que permitan documentar de manera sistemática experiencias reales de implementación de HRA, tanto en organizaciones que hayan alcanzado niveles avanzados de madurez analítica como en aquellas que se encuentran en etapas iniciales. Este enfoque contribuiría a validar y contextualizar las barreras y estrategias identificadas en la literatura, así como a enriquecer la propuesta metodológica con evidencia de aplicación práctica.

La segunda línea sugiere la creación y validación de un producto o servicio especializado orientado a apoyar a las organizaciones en la adopción de HRA. Este desarrollo podría incluir soluciones de diagnóstico, formación, acompañamiento técnico y evaluación de resultados, con un alcance adaptable a distintas realidades sectoriales y tamaños organizativos. Como parte del diseño de este producto, se considera relevante incorporar un instrumento específico que permita determinar de manera objetiva el nivel de madurez en HRA de cada organización y así personalizar las acciones de implementación.

La tercera línea de investigación propone la realización de estudios longitudinales sobre el impacto de la madurez tecnológica en la adopción de HRA, haciendo énfasis en la verificación de resultados en empresas que ya hayan implementado estas prácticas. Este enfoque permitiría identificar factores de éxito, lecciones aprendidas y barreras persistentes que se manifiestan a medida que las organizaciones avanzan en su proceso de transformación analítica.

Por último, se considera relevante profundizar en investigaciones que examinen el impacto cultural y organizativo de la implementación de HRA, analizando cómo las percepciones del liderazgo, los estilos de gestión, las prácticas culturales internas y las dinámicas de cambio influyen en la aceptación, el uso efectivo y la sostenibilidad de estas herramientas a lo largo del tiempo. Esta perspectiva podría complementar la visión predominantemente tecnológica abordada en este estudio y aportar un enfoque integral que contemple la interacción entre las dimensiones humanas, organizativas y técnicas.

XII. REFERENCIAS

- Abadía, S., & Avila, O. (2023). Adoption of Intelligent Information Systems: An Approach to the Colombian Context. ICEIS (1),
- Alam, S., Dong, Z., Kularatne, I., & Rashid, M. S. (2025). Exploring approaches to overcome challenges in adopting human resource analytics through stakeholder engagement [Article]. *Management Review Quarterly*, Article p18. <https://doi.org/10.1007/s11301-025-00491-y>
- Amirian, P., van Loggerenberg, F., & Lang, T. (2017). Data science and analytics. *Big Data in Healthcare: Extracting Knowledge from Point-of-Care Machines*, 15-37.
- Anam, & Haque, M. I. (2023). Behavioural intention of HR professionals to use HR analytics in the Indian context: an analysis using the UTAUT model. *INTERNATIONAL JOURNAL OF INDIAN CULTURE AND BUSINESS MANAGEMENT*, 28(1), 101-123. <https://doi.org/10.1504/IJICBM.2023.128486>
- Angrave, D., Charlwood, A., Kirkpatrick, I., Lawrence, M., & Stuart, M. (2016). HR and analytics: why HR is set to fail the big data challenge. *Human resource management journal*, 26(1), 1-11.

- Annisa, S., & Siahaan, E. (2024). Human Resource Management in the Era of Disruption: A Systematic Literature Review On SDG. *Journal of Lifestyle and SDGs Review*, 4(2), e01620-e01620.
- Armbrust, M., Ghodsi, A., Xin, R., & Zaharia, M. (2021). Lakehouse: a new generation of open platforms that unify data warehousing and advanced analytics. *Proceedings of CIDR*,
- Armstrong, M. (1988). A handbook of human resource management. (*No Title*).
- Arora, M., Prakash, A., Mittal, A., & Singh, S. (2023). Moderating role of resistance to change in the actual adoption of HR analytics in the Indian banking and financial services industry [Article]. *Evidence-based HRM*, 11(3), 253-270. <https://doi.org/10.1108/EBHRM-12-2021-0249>
- Arora, M., Prakash, A., Mittal, A., & Singh, S. (2024a). Examining the slow acceptance of HR analytics in the Indian engineering and construction industry: a SEM-ANN-based approach [Article]. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 31(5), 1973-1993. <https://doi.org/10.1108/ECAM-09-2021-0795>
- Arora, M., Prakash, A., Mittal, A., & Singh, S. (2024b). HR analytics: what's holding users back? [Article]. *Global Knowledge, Memory and Communication*, 73(3), 432-452. <https://doi.org/10.1108/GKMC-03-2022-0067>
- Bahuguna, P. C., Srivastava, R., & Tiwari, S. (2024). Human resources analytics: where do we go from here? *Benchmarking: An International Journal*, 31(2), 640-668.
- Bahuguna, P. C., Srivastava, R., & Tiwari, S. (2024). Human resources analytics: where do we go from here? [Review]. *Benchmarking*, 31(2), 640-668. <https://doi.org/10.1108/BIJ-06-2022-0401>
- Barney, J. B., & Wright, P. M. (1998). On becoming a strategic partner: The role of human resources in gaining competitive advantage. *Human Resource Management: Published in Cooperation with the School of Business Administration, The University of Michigan and in alliance with the Society of Human Resources Management*, 37(1), 31-46.
- Barriers to effective use of human capital analytics: Focus and strategy are needed to make the data useful. (2017). [Article]. *Human Resource Management International Digest*, 25(7), 30-32. <https://doi.org/10.1108/HRMID-08-2017-0139>
- Beadles II, N. A., Lowery, C. M., & Johns, K. (2005). The impact of human resource information systems: An exploratory study in the public sector. *Communications of the IIMA*, 5(4), 6.
- Becker, B. E., & Huselid, M. A. (2006). Strategic human resources management: where do we go from here? *Journal of management*, 32(6), 898-925.
- Belizón, M. J., Majarín, D., & Aguado, D. (2023). Human resources analytics in practice: A knowledge discovery process. *European Management Review*.
- Bentvelzen, M., Boon, C., & Den Hartog, D. N. (2024). A person-centered approach to individual people analytics adoption [Article]. *Journal of Organizational Effectiveness*, 12(5), 60-82. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-07-2023-0276>
- Bin, L., Hong, J., & Jigui, Z. (2020). Knowledge Evolution Research on Enterprise Human Resources Management Based on Knowledge Mapping. *Journal of Physics: Conference Series*,
- Birnbaum, D., & Somers, M. (2023). Past as prologue: Taylorism, the new scientific management and managing human capital [Article]. *International Journal of*

- Organizational Analysis*, 31(6), 2610-2622. <https://doi.org/10.1108/IJOA-01-2022-3106>
- Bleich, S. N., Findling, M. G., Casey, L. S., Blendon, R. J., Benson, J. M., SteelFisher, G. K.,...Miller, C. (2019). Discrimination in the United States: experiences of black Americans. *Health services research*, 54, 1399-1408.
- Bondarouk, T., & Brewster, C. (2016). Conceptualising the future of HRM and technology research. *The International Journal of Human Resource Management*, 27(21), 2652-2671.
- Bonilla-Chaves, E. F., & Palos-Sánchez, P. R. (2023). Exploring the evolution of human resource analytics: a bibliometric study. *Behavioral Sciences*, 13(3), 244.
- Boon, C., Eckardt, R., Lepak, D. P., & Boselie, P. (2018). Integrating strategic human capital and strategic human resource management. *The International Journal of Human Resource Management*, 29(1), 34-67.
- Boudreau, J. W., & Ramstad, P. M. (2005). Talentship, talent segmentation, and sustainability: A new HR decision science paradigm for a new strategy definition. *Human Resource Management: Published in Cooperation with the School of Business Administration, The University of Michigan and in alliance with the Society of Human Resources Management*, 44(2), 129-136.
- Budak, M. C., & Soyer, A. (2025). Human resources analytics performance measurement: a novel hybrid approach based on cumulative belief degree and PLS-SEM [Article]. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 18(2), 353-381. <https://doi.org/10.1108/IJICC-10-2024-0535>
- Cao, L. (2017). Data science: a comprehensive overview. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 50(3), 1-42.
- Casasempere-Satorres, A., & Vercher-Ferrándiz, M. L. (2020). Análisis documental bibliográfico. Obteniendo el máximo rendimiento a la revisión de la literatura en investigaciones cualitativas. *New Trends in Qualitative Research*, 4, 247-257.
- Castro, M. V. d. M., de Araújo, M. L., Ribeiro, A. M., Demo, G., & Meneses, P. P. M. (2020). Implementation of strategic human resource management practices: a review of the national scientific production and new research paths. *Revista de Gestão*, 27(3), 229-246.
- Cavanagh, J., Bartram, T., Walker, M., Pariona-Cabrera, P., & Halvorsen, B. (2024). Health services in Australia and the impact of antiquated rostering practices on medical scientists: a case for HR analytics and evidenced-based human resource management [Article]. *Personnel Review*, 53(1), 18-33. <https://doi.org/10.1108/PR-09-2021-0690>
- Cayrat, C., & Boxall, P. (2022). Exploring the phenomenon of HR analytics: a study of challenges, risks and impacts in 40 large companies [Article]. *Journal of Organizational Effectiveness*, 9(4), 572-590. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-08-2021-0238>
- CEPAL. (2022). *Tecnologías digitales para el nuevo futuro*. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/879779be-c0a0-4e11-8e08-cf80b41a4fd9/content>
- Chauhan, P. (2014). Functions of Human Resource Management and emerging changes in HRM. *Indian Journal of Research*, 3, 1-3.
- Chernova, O. A., Mitrofanova, I. V., Pleshakova, M. V., & Batmanova, V. V. (2023). Use of big data analytics for small and medium sized businesses. *Serbian Journal of Management*, 18(1), 93-109.

- Chhetri, S. D., Kumar, D., & Ranabhat, D. (2024). Investigating research in human resource analytics through the lens of systematic literature review [Review]. *Human Systems Management*, 43(5), 755-771. <https://doi.org/10.3233/HSM-230004>
- Cho, W., Choi, S., & Choi, H. (2023). Human Resources Analytics for Public Personnel Management: Concepts, Cases, and Caveats [Review]. *Administrative Sciences*, 13(2), Article 41. <https://doi.org/10.3390/admsci13020041>
- Clermont, M., Krolak, J., & Tunger, D. (2021). Does the citation period have any effect on the informative value of selected citation indicators in research evaluations? *Scientometrics*, 126, 1019-1047.
- Colorafi, K. J., & Evans, B. (2016). Qualitative descriptive methods in health science research. *HERD: Health Environments Research & Design Journal*, 9(4), 16-25.
- Conte, F., & Siano, A. (2023). Data-driven human resource and data-driven talent management in internal and recruitment communication strategies: an empirical survey on Italian firms and insights for European context. *CORPORATE COMMUNICATIONS*, 28(4), 618-637. <https://doi.org/10.1108/CCIJ-02-2022-0012>
- Crowther, D. M. (2013). A Clinician's Guide to Systematic Reviews. *Nutrition in clinical practice*, 28(4), 459-462.
- Cusi, M. L. A., & Bernal, L. D. P. (2017). Programa de fortalecimiento de capacidades en DATA ANALYTICS en empresas colombianas.
- Dahlbom, P., Siikanen, N., Sajasalo, P., & Jarvenpää, M. (2020). Big data and HR analytics in the digital era [Article]. *Baltic Journal of Management*, 15(1), 120-138. <https://doi.org/10.1108/BJM-11-2018-0393>
- Dasari, S. R., & Devi, V. R. (2024). Organizational Adoption Factors of HR Analytics: A Practitioner's Perspective [Article]. *Management and Labour Studies*. <https://doi.org/10.1177/0258042X241249244>
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press.
- Davenport, T. H., Harris, J., & Shapiro, J. (2010). Competing on talent analytics. *Harvard business review*, 88(10), 52-58.
- David, S., Shukla, S., & Gupta, S. (2015). Barriers in implementing human resource information system in organization. *International Journal of Engineering Research And Management (IJERM)*, 2(05), 116-119.
- De Vos, S., De Smedt, J., Verbruggen, M., & Verbeke, W. (2024). Data-driven internal mobility: Similarity regularization gets the job done [Article]. *Knowledge-Based Systems*, 295, Article 111824. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.111824>
- Delery, J. E., & Roumpi, D. (2017). Strategic human resource management, human capital and competitive advantage: is the field going in circles? *Human Resource Management Journal*, 27(1), 1-21.
- Di Battista, A., Grayling, S., Hasselaar, E., Leopold, T., Li, R., Rayner, M., & Zahidi, S. (2023). Future of jobs report 2023. World Economic Forum, Geneva, Switzerland. <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2023>,
- Di Lauro, S., Tursunbayeva, A., Antonelli, G., & Moschera, L. (2024). Disrupting human resource management with people analytics: a study of applications, value, enablers and barriers in Italy [Article]. *Personnel Review*. <https://doi.org/10.1108/PR-11-2023-0927>

- Di Prima, C., Hussain, W., & Ferraris, A. (2024). No more war (for talent): the impact of HR analytics on talent management activities. *MANAGEMENT DECISION*, 62(10), 3109-3131. <https://doi.org/10.1108/MD-07-2023-1198>
- DiClaudio, M. (2019). People analytics and the rise of HR: how data, analytics and emerging technology can transform human resources (HR) into a profit center. *Strategic HR Review*, 18(2), 42-46.
- Edwards, M. R., Charlwood, A., Guenole, N., & Marler, J. (2024). HR analytics: An emerging field finding its place in the world alongside simmering ethical challenges [Article]. *Human Resource Management Journal*, 34(2), 326-336. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12435>
- Espegren, Y., & Hugosson, M. (2023). HR analytics-as-practice: a systematic literature review. *JOURNAL OF ORGANIZATIONAL EFFECTIVENESS-PEOPLE AND PERFORMANCE*, 12(5), 83-111. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-11-2022-0345>
- Falletta, S. (2014). In search of HR intelligence: Evidence-based HR analytics practices in high performing companies. *People & Strategy*, 36(4).
- Ferdous, F., Chowdhury, M. M., & Bhuiyan, F. (2015). Barriers to the implementation of human resource information systems. *Asian journal of management sciences & education*, 4(1), 3342.
- Fernandez, V., & Gallardo-Gallardo, E. (2021). Tackling the HR digitalization challenge: key factors and barriers to HR analytics adoption [Article]. *Competitiveness Review*, 31(1), 162-187. <https://doi.org/10.1108/CR-12-2019-0163>
- Fernandez, V., & Gallardo-Gallardo, E. (2021). Tackling the HR digitalization challenge: key factors and barriers to HR analytics adoption. *Competitiveness Review: An International Business Journal*, 31(1), 162-187.
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V.,...Rossi, F. (2018). AI4People—an ethical framework for a good AI society: opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and machines*, 28, 689-707.
- Gal, U., Jensen, T. B., & Stein, M. K. (2020). Breaking the vicious cycle of algorithmic management: A virtue ethics approach to people analytics [Article]. *Information and Organization*, 30(2), Article 100301. <https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2020.100301>
- Gerber, M., Krause, A., Probst, J., & Heimann, M. (2024). HR analytics between ambition and reality: Current state and recommendations for the contribution of work and organizational psychology [Article]. *Gruppe. Interaktion. Organisation. Zeitschrift für Angewandte Organisationspsychologie*, 55(2), 225-236. <https://doi.org/10.1007/s11612-024-00743-7>
- Ghatak, R. (2022). *People Analytics* (9811938733).
- Ghosh, A., & Basu, B. (2020). Leveraging Analytics for Talent Acquisition: Case of IT Sector in India [Article]. *Asia Pacific Journal of Information Systems*, 30(4), 879-918. <https://doi.org/10.14329/APJIS.2020.30.4.879>
- Giermindl, L. M., Strich, F., Christ, O., Leicht-Deobald, U., & Redzepi, A. (2022). The dark sides of people analytics: reviewing the perils for organisations and employees [Review]. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 410-435. <https://doi.org/10.1080/0960085X.2021.1927213>
- Gogia, E. H., Akhter, A. R., & Shao, Z. (2024). Unlocking Success: Exploring the Impact of Human Resource Competence on Job Performance in Pakistan's Engineering Sector

- [Article]. *Engineering, Technology and Applied Science Research*, 14(3), 14754-14759. <https://doi.org/10.48084/etasr.7363>
- Grazziotin, L. S., Klaus, V., & Pereira, A. P. M. (2022). Documentary historical analysis and bibliographic research: study subjects and methodology. *Pro-Posições*, 33, e20200141.
- Guenole, N., Ferrar, J., & Feinzig, S. (2017). *The power of people: How successful organizations use workforce analytics to improve business performance*. FT Press.
- Hamilton, R., & Sodeman, W. A. (2020). The questions we ask: Opportunities and challenges for using big data analytics to strategically manage human capital resources. *Business Horizons*, 63(1), 85-95.
- Hicks, C. (2018). Predicting knowledge workers' participation in voluntary learning with employee characteristics and online learning tools [Article]. *Journal of Workplace Learning*, 30(2), 78-88. <https://doi.org/10.1108/JWL-04-2017-0030>
- Holdsworth, J., & Kosinski, M. (2024). *What is a data platform?* IBM. <https://www.ibm.com/think/topics/data-platform>
- Hossain, Q., Yasmin, F., Biswas, T. R., & Asha, N. B. (2024). Data-Driven Business Strategies: A Comparative Analysis of Data Science Techniques in Decision-Making. *Sch J Econ Bus Manag*, 9, 257-263.
- Hota, J. (2024). Framework of Challenges Affecting Adoption of People Analytics in India Using ISM and MICMAC Analysis [Article]. *Vision*, 28(1), 76-86. <https://doi.org/10.1177/09722629211029007>
- Hülter, S. M., Ertel, C., & Heidemann, A. (2024). Exploring the individual adoption of human resource analytics: Behavioural beliefs and the role of machine learning characteristics [Article]. *Technological Forecasting and Social Change*, 208, Article 123709. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123709>
- Ignacio, A. M., Loyola, M. Z., & Ordoñez, J. M. (2017). Relationship between Human Resource Analytics and Human Resource Benefits and Challenges at the Philippine National Bank. *Ascendens Asia Journal of Multidisciplinary Research Conference Proceedings*,
- Islam, M. (2020). Data analysis: types, process, methods, techniques and tools. *International Journal on Data Science and Technology*, 6(1), 10-15.
- Islam, M., Mamun, A. A., Afrin, S., Ali Quaosar, G. M. A., & Uddin, M. A. (2022). Technology Adoption and Human Resource Management Practices: The Use of Artificial Intelligence for Recruitment in Bangladesh [Article]. *South Asian Journal of Human Resources Management*, 9(2), 324-349. <https://doi.org/10.1177/23220937221122329>
- Jiang, Y., & Akdere, M. (2021). An operational conceptualization of human resource analytics: implications for in human resource development [Review]. *Industrial and Commercial Training*, 54(1), 183-200. <https://doi.org/10.1108/ICT-04-2021-0028>
- Jiang, Y., & Akdere, M. (2022). An operational conceptualization of human resource analytics: implications for in human resource development. *Industrial and Commercial Training*, 54(1), 183-200.
- Johnson, R. D., Lukaszewski, K. M., & Stone, D. L. (2016). The evolution of the field of human resource information systems: Co-evolution of technology and HR processes. *Communications of the Association for Information Systems*, 38(1), 28.
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255-260.

- Kalvakolanu, S., Chendragiri, M., & Shaik, K. (2023). Exploring the Adoption of Human Resource Analytics among Human Resource Professionals. *INTERNATIONAL JOURNAL OF ORGANIZATIONAL LEADERSHIP*, 12(4), 425-441. <https://doi.org/10.33844/ijol.2023.60387>
- Kapoor, B., & Kabra, Y. (2014). Current and future trends in human resources analytics adoption. *Journal of Cases on Information Technology (JCIT)*, 16(1), 50-59.
- Khan, N. A., Malik, A., & Khan, A. A. (2024). Human resource analytics: A novel approach to bridge the gap between human resource functions and organizational performance [Article]. *International Journal of Human Capital in Urban Management*, 9(2), 267-278. <https://doi.org/10.22034/IJHCUM.2024.02.06>
- Khan, S. A., & Tang, J. (2016). The paradox of human resource analytics: being mindful of employees. *Journal of General Management*, 42(2), 57-66.
- Kimura, T. (2023). Assessment of Personal Values for Data-Driven Human Resource Management [Review]. *Data Science Journal*, 22, Article 22. <https://doi.org/10.5334/dsj-2023-022>
- King, K. G. (2016). Data analytics in human resources: A case study and critical review. *Human Resource Development Review*, 15(4), 487-495.
- Kiran, P. R., Chaubey, A., & Shastri, R. K. (2024). Role of HR analytics and attrition on organisational performance: a literature review leveraging the SCM-TBFO framework [Review]. *Benchmarking*, 31(9), 3102-3129. <https://doi.org/10.1108/BIJ-06-2023-0412>
- Kiu, C. T. T., & Chan, J. H. (2024). Firm characteristics and the adoption of data analytics in performance management: a critical analysis of EU enterprises [Article]. *Industrial Management and Data Systems*, 124(2), 820-858. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2023-0430>
- Koteski, C., & Petkoski, G. (2022). Management of human resource. *International Journal of Economics, Management and Tourism*, 2(1), 73-83.
- Kovach, K. A., & Cathcart Jr, C. E. (1999). Human resource information systems (HRIS): Providing business with rapid data access, information exchange and strategic advantage. *Public personnel management*, 28(2), 275-282.
- Kremer, K. (2018). HR analytics and its moderating factors. *Vezetéstudomány-Budapest Management Review*, 49(11), 62-68.
- Kulikowski, K. (2024). Defining analytical skills for human resources analytics: A call for standardization [Article]. *Journal of Entrepreneurship, Management and Innovation*, 20(4), 88-103. <https://doi.org/10.7341/20242045>
- Kumar, S. (2024). Strategic decision making and strategic decision practices in intelligent organizations: A review. *International Journal of Business and Management Research*, 12(2), 31-39.
- Kurikala, V., & Parvathi, V. (2023). Identifying the Characteristics that Lead to Effective Data Analytics Deployment in Human Resource Management—A Paradigm for Consequences [Article]. *Journal of Chinese Human Resource Management*, 14(1), 60-89. <https://doi.org/10.47297/wspchrmWSP2040-800503.20231401>
- Lawler III, E. E., & Boudreau, J. W. (2015). *Global trends in human resource management: A twenty-year analysis*. Stanford University Press.
- Lawler III, E. E., Levenson, A., & Boudreau, J. W. (2004). HR metrics and analytics—uses and impacts.

- Lee, B.-Y., & Lee, G.-H. (2007). Service oriented architecture for sla management system. The 9th International Conference on Advanced Communication Technology,
- Lengnick-Hall, C. A., Beck, T. E., & Lengnick-Hall, M. L. (2011). Developing a capacity for organizational resilience through strategic human resource management. *Human resource management review*, 21(3), 243-255.
- Lengnick-Hall, M. L., & Moritz, S. (2003). The impact of e-HR on the human resource management function. *Journal of labor research*, 24(3), 365.
- Lepak, D. P., & Snell, S. A. (1999). The human resource architecture: Toward a theory of human capital allocation and development. *Academy of management review*, 24(1), 31-48.
- Levenson, A. (2011). Using targeted analytics to improve talent decisions. *People and Strategy*, 34(2), 34.
- Levenson, A. (2018). Using workforce analytics to improve strategy execution. *Human Resource Management*, 57(3), 685-700.
- Levenson, A. (2021). Talent Analytics. *The Routledge Companion to Talent Management*, 501-521.
- Levenson, A., & Fink, A. (2017). Human capital analytics: too much data and analysis, not enough models and business insights. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 4(2), 145-156.
- Levenson, A., & Fink, A. (2017). Human capital analytics: too much data and analysis, not enough models and business insights [Review]. *Journal of Organizational Effectiveness*, 4(2), 145-156. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-03-2017-0029>
- Liebowitz, J., Chan, Y., Jenkin, T., Spicker, D., Paliszkievicz, J., & Babiloni, F. (2019). If numbers could “feel”: How well do executives trust their intuition? *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 49(4), 531-545.
- Lunde, T. Å., Sjusdal, A. P., & Pappas, I. O. (2019). Organizational culture challenges of adopting big data: A systematic literature review. Digital Transformation for a Sustainable Society in the 21st Century: 18th IFIP WG 6.11 Conference on e-Business, e-Services, and e-Society, I3E 2019, Trondheim, Norway, September 18–20, 2019, Proceedings 18,
- Madhani, P. M. (2023). Human resources analytics: leveraging human resources for enhancing business performance. *Compensation & Benefits Review*, 55(1), 31-45.
- Madsen, D. Ø., & Slåtten, K. (2017). The rise of HR analytics: A preliminary exploration. Global Conference on Business and Finance Proceedings,
- Majumder, S., & Mondal, A. (2021). Are chatbots really useful for human resource management? [Article]. *International Journal of Speech Technology*, 24(4), 969-977. <https://doi.org/10.1007/s10772-021-09834-y>
- Marabelli, M., & Lirio, P. (2025). AI and the metaverse in the workplace: DEI opportunities and challenges [Article]. *Personnel Review*, 54(3), 844-853. <https://doi.org/10.1108/PR-04-2023-0300>
- Margherita, A. (2021). Human resources analytics: A systematization of research topics and directions for future research. *Human Resource Management Review*, 32, 1-13.
- Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). An evidence-based review of HR Analytics. *The International Journal of Human Resource Management*, 28(1), 3-26.
- Marr, B. (2017). *Data strategy: How to profit from a world of big data, analytics and the internet of things*. Kogan Page Publishers.
- Mayan, M. J. (2016). *Essentials of qualitative inquiry*. Routledge.

- McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. WW Norton & Company.
- McCartney, S., & Fu, N. (2022). Promise versus reality: a systematic review of the ongoing debates in people analytics [Article]. *Journal of Organizational Effectiveness*, 9(2), 281-311. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-01-2021-0013>
- Meredith, J. (1993). Theory building through conceptual methods. *International Journal of Operations & Production Management*, 13(5), 3-11.
- Minbaeva, D. B. (2018). Building credible human capital analytics for organizational competitive advantage. *Human Resource Management*, 57(3), 701-713.
- Mishra, P. C., & Mishra, P. K. (2023). Challenges and Opportunities of Big Data Analytics for Human Resource Management in Mining and Metal Industries [Article]. *Journal of Mines, Metals and Fuels*, 71(10), 1747-1753. <https://doi.org/10.18311/jmmf/2023/35858>
- Moraes, S. S., & Damian, I. P. M. (2021). People Analytics: far beyond the data [Article]. *AtoZ*, 10(3). <https://doi.org/10.5380/atoz.v10i3.79767>
- Mourad, Z., Noura, A., Mohamed, C., & Abdelhamid, B. (2024). Enhancing Employee Performance Management: A Data-Driven Decision Support Model using Machine Learning Algorithms [Article]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(3), 1002-1012. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.01503100>
- Mushtaq, N., Manjiang, X., Bakhtawar, A., & Mufti, M. A. (2024). Elevating the Influence of HR Analytics on Organizational Performance: An Empirical Investigation in Hi-Tech Manufacturing Industry of a Developing Economy [Article]. *Journal of Chinese Human Resources Management*, 15(2), 3-40. <https://doi.org/10.47297/wspchrmWSP2040-800501.20241502>
- Méndez Álvarez, C. (2006). *Metodología: diseño y desarrollo del proceso de investigación con énfasis en ciencias empresariales*. Editorial Limusa.
- Newman, D. T., Fast, N. J., & Harmon, D. J. (2020). When eliminating bias isn't fair: Algorithmic reductionism and procedural justice in human resource decisions. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 160, 149-167.
- Nowik, P. (2023). Algorithmic Management in the Work Environment: Responsible Interaction between the Employer, Technology Supplier, and Trade Union [Article]. *Krytyka Prawa*, 15(4), 80-94. <https://doi.org/10.7206/kp.2080-1084.640>
- Okorie, G. N., Udeh, C. A., Adaga, E. M., DaraOjimba, O. D., & Oriekhoe, O. I. (2024). ETHICAL CONSIDERATIONS IN DATA COLLECTION AND ANALYSIS: A REVIEW: INVESTIGATING ETHICAL PRACTICES AND CHALLENGES IN MODERN DATA COLLECTION AND ANALYSIS. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 6(1), 1-22.
- Paauwe, J., & Boon, C. (2018). Strategic HRM: A critical review. *Human resource management*, 49-73.
- Pape, T. (2016). Prioritising data items for business analytics: Framework and application to human resources. *European Journal of Operational Research*, 252(2), 687-698.
- Park, H., Ahn, D., Hosanagar, K., & Lee, J. (2021). Human-AI interaction in human resource management: Understanding why employees resist algorithmic evaluation at workplaces and how to mitigate burdens. Proceedings of the 2021 CHI conference on human factors in computing systems,

- Peeters, T., Paauwe, J., & Van De Voorde, K. (2020). People analytics effectiveness: developing a framework. *Journal of organizational effectiveness: people and performance*, 7(2), 203-219.
- Penpokai, S., Vuthisophon, S., & Saengnoee, A. (2023). THE RELATIONSHIPS BETWEEN TECHNOLOGY ADOPTION, HR COMPETENCIES, AND HR ANALYTICS OF LARGE-SIZE ENTERPRISES [Article]. *International Journal of Professional Business Review*, 8(3), Article e0971. <https://doi.org/10.26668/businessreview/2023.v8i3.971>
- Peterson, J., Tahssain-Gay, L., Salvatat, D., Perez, F., & Hennekam, S. (2023). How managers approach data analytics: a typology through a Resource Orchestration perspective. *MANAGEMENT DECISION*, 61(5), 1225-1243. <https://doi.org/10.1108/MD-03-2022-0316>
- Podgorodnichenko, N., Edgar, F., & Akmal, A. (2022). An integrative literature review of the CSR-HRM nexus: Learning from research-practice gaps. *Human Resource Management Review*, 32(3), 100839.
- Polzer, J. T. (2022). The rise of people analytics and the future of organizational research. *Research in Organizational Behavior*, 42, 100181.
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data Science for Business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. " O'Reilly Media, Inc."
- Qamar, Y., & Samad, T. A. (2021). Human resource analytics: a review and bibliometric analysis. *Personnel Review*, 51(1), 251-283.
- Rahm, E., & Do, H. H. (2000). Data cleaning: Problems and current approaches. *IEEE Data Eng. Bull.*, 23(4), 3-13.
- Rahman, H. A. (2021). The invisible cage: Workers' reactivity to opaque algorithmic evaluations. *Administrative Science Quarterly*, 66(4), 945-988.
- Ramachandran, R., Babu, V., & Murugesan, V. P. (2023). Human resource analytics revisited: a systematic literature review of its adoption, global acceptance and implementation. *Benchmarking: An International Journal*(ahead-of-print).
- Ramachandran, R., Babu, V., & Murugesan, V. P. (2024). Human resource analytics revisited: a systematic literature review of its adoption, global acceptance and implementation. *BENCHMARKING-AN INTERNATIONAL JOURNAL*, 31(7), 2360-2390. <https://doi.org/10.1108/BIJ-04-2022-0272>
- Rasmussen, T., & Ulrich, D. (2015). Learning from practice: how HR analytics avoids being a management fad. *Organizational dynamics*, 44(3), 236-242.
- Ratnam, D. S., & Devi, V. R. (2024). Addressing impediments to HR analytics adoption: guide to HRD professionals [Article]. *Human Resource Development International*, 27(1), 142-151. <https://doi.org/10.1080/13678868.2023.2195986>
- Redman, T. C. (2008). *Data driven: profiting from your most important business asset*. Harvard Business Press.
- Riter, R. B. (2020). Archives in the stacks: documentary editions in collections. *Collection and Curation*, 39(2), 41-46.
- Sarker, I. H. (2021). Data science and analytics: an overview from data-driven smart computing, decision-making and applications perspective. *SN Computer Science*, 2(5), 377.
- Saxena, M., Bagga, T., Gupta, S., & Mittal, A. (2022). Employees' Experiences of Accepting and Adopting HR Analytics: A Phenomenology Study [Article]. *Open Psychology*

- Journal*, 15(1), Article e187435012208040. <https://doi.org/10.2174/18743501-v15-e2208040>
- Schuler, R. S., & Jackson, S. E. (1987). Linking competitive strategies with human resource management practices. *Academy of Management Perspectives*, 1(3), 207-219.
- Schwab, K., & Zahidi, S. (2020). World Economic Forum.(2020). *The Global Competitiveness Report 2001-2002*.
- Seers, K. (2012). Qualitative data analysis. *Evidence-based nursing*, 15(1), 2-2.
- Segura-Robles, A., & Parra-González, M. (2020). Bibliometric Mapping Of The Growth Of The Literature On Innovative Methodologies. *European Proceedings of Social and Behavioural Sciences*.
- Sharma, P., & Bhattacharya, S. (2025). HR analytics and AI adoption in IT sector: reflections from practitioners. *JOURNAL OF WORK-APPLIED MANAGEMENT*. <https://doi.org/10.1108/JWAM-12-2024-0179>
- Shet, S. V., Poddar, T., Samuel, F. W., & Dwivedi, Y. K. (2021). Examining the determinants of successful adoption of data analytics in human resource management–A framework for implications. *Journal of Business Research*, 131, 311-326.
- Shet, S. V., Poddar, T., Wamba Samuel, F., & Dwivedi, Y. K. (2021). Examining the determinants of successful adoption of data analytics in human resource management – A framework for implications [Article]. *Journal of Business Research*, 131, 311-326. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.03.054>
- Siegel, E., Glaeser, E. L., Kozyrkov, C., & Davenport, T. H. (2020). *Strategic Analytics: The Insights You Need from Harvard Business Review*. Harvard Business Press.
- Sindhuja, A., & Dunstan, R. A. (2024). Unleashing Organisational Potential: Exploring the Transformative Power of Cutting-Edge HR Analytics-A Systematic Review [Review]. *International Research Journal of Multidisciplinary Scope*, 5(3), 97-113. <https://doi.org/10.47857/irjms.2024.v05i03.01093>
- Singh, T., & Malhotra, S. (2020). Workforce analytics: Increasing managerial efficiency in human resource [Article]. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 9(1), 3260-3266.
- Strohmeier, S. (2007). Research in e-HRM: Review and implications. *Human resource management review*, 17(1), 19-37.
- Subashini, S., & Kavitha, V. (2011). A survey on security issues in service delivery models of cloud computing. *Journal of network and computer applications*, 34(1), 1-11.
- Subrahmanyam, S. (2023). The Application of Human Resource Analytics as a Strategy to Elevate the Corporate Performance. *Migration Letters*, 20(6), 1025-1034.
- Surendra, N. S., Sailaja, M. V., Ravindranath, M. C., Babu, M. S. S., Sujatha, M. C., & Lakshmi, M. A. S. N. (2024). A Study on Steps in Building Data Infrastructure for Data-Driven HR Practices in Modern Organizations (HR Analytics Perspective). *Economic Sciences*, 20(1), 164-170.
- Szukits, Á., & Móricz, P. (2024). Towards data-driven decision making: the role of analytical culture and centralization efforts. *Review of Managerial Science*, 18(10), 2849-2887.
- Tannenbaum, S. I. (1990). Human resource information systems: User group implications. *Journal of Systems management*, 41(1), 27.
- Terlizzi, M. A., de Oliveira, F. E. T., & de Rezende Francisco, E. (2024). Practices and barriers for big data projects: A case study on a large insurance company. *Revista de Gestão e Projetos*, 15(1), 1-35.

- Urban, J. (2022). Human resource management strategy as a small business competitive advantage tool. SHS Web of Conferences,
- Uysal, G. (2013). Progress of HRM to SHRM: Human Resources as Capitals. *Uysal, G. (2013). Progress of HRM to SHRM: Human Resources as Capital. Journal of US-China Public Administration, March, 10(3), 331-337.*
- Vadithe, R. N., & Kesari, B. (2023). Human Resource Analytics on Talent Acquisition: A Systematic Review. *Center for Development Economic, 10(18), 30-39.*
- Van den Heuvel, S., & Bondarouk, T. (2017). The rise (and fall?) of HR analytics: A study into the future application, value, structure, and system support. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance, 4(2), 157-178.*
- van der Togt, J., & Rasmussen, T. H. (2017). Toward evidence-based HR [Article]. *Journal of Organizational Effectiveness, 4(2), 127-132.* <https://doi.org/10.1108/JOEPP-02-2017-0013>
- Vargas, R., Yurova, Y. V., Ruppel, C. P., Tworoger, L. C., & Greenwood, R. (2018). Individual adoption of HR analytics: a fine grained view of the early stages leading to adoption [Article]. *International Journal of Human Resource Management, 29(22), 3046-3067.* <https://doi.org/10.1080/09585192.2018.1446181>
- Vasile, G. I., & Zhan, X. (2021). Human Resources Management in Organizational Performance. *LUMEN Proceedings, 15, 102-112.*
- Virani, F. (2020). Application of HR Analytics in Business. *MET Management Review, 7(2), 05-19.*
- Wright, P. M., & McMahan, G. C. (1992). Theoretical perspectives for strategic human resource management. *Journal of management, 18(2), 295-320.*
- Yadav, G. (2025). AI and analytics conundrum: unpacking the barriers in modern HR with ISM and MICMAC analysis [Review]. *International Journal of Organizational Analysis.* <https://doi.org/10.1108/IJOA-08-2024-4782>
- Zeidan, S., & Itani, N. (2020). HR analytics and organizational effectiveness [Article]. *International Journal on Emerging Technologies, 11(2), 683-688.*
- Ziebell, R. C., Albors-Garrigos, J., Schoeneberg, K. P., & Perello-Martin, R. M. (2019). E-HRM in a cloud environment implementation and its adoption: A literature review [Review]. *International Journal of Human Capital and Information Technology Professionals, 10(4), 16-40.* <https://doi.org/10.4018/IJHCITP.2019100102>
- Бокатенко, И., & Сидоров, Н. (2021). HR Analytics, People Analytics, Workforce Analytics и Talent Analytics. В чем разница между ними. *Нормирование и оплата труда в промышленности(8), 63-68.*
- Плешкевич, Е. А. (2016). Документально-информационный подход в контексте методологии постнеклассического познания в библиографоведении и библиотековедении. *Библиосфера(1), 3-9.*

Anexo A. Artículos académicos utilizados en la revisión de literatura.

Tabla 10. Tabla Base análisis.

No.	Autores	Título	Año
1	(Angrave et al., 2016)	HR and analytics: why HR is set to fail the big data challenge	2016
2	(van der Togt & Rasmussen, 2017)	Toward evidence-based HR	2017
3	(Alec Levenson & Alexis Fink, 2017)	Human capital analytics: too much data and analysis, not enough models, and business insights	2017
4	("Barriers to effective use of human capital analytics: Focus and strategy are needed to make the data useful", 2017)	Barriers to effective use of human capital analytics: Focus and strategy are needed to make the data useful	2017
5	(Vargas et al., 2018)	Individual adoption of HR analytics: a fine-grained view of the early stages leading to adoption	2018
6	(Hicks, 2018).	Predicting knowledge workers' participation in voluntary learning with employee characteristics and online learning tools	2018
7	(Ziebell et al., 2019)	E-HRM in a cloud environment implementation and its adoption: A literature review	2019
8	(Ghosh & Basu, 2020)	Leveraging Analytics for Talent Acquisition: Case of IT Sector in India	2020
9	(Singh & Malhotra, 2020)	Workforce analytics: Increasing managerial efficiency in human resource	2020
10	(Gal et al., 2020)	Breaking the vicious cycle of algorithmic management: A virtue ethics approach to people analytics	2020
11	(Zeidan & Itani, 2020)	HR analytics and organizational effectiveness	2020
12	(Dahlbom et al., 2020)	Big data and HR analytics in the digital era	2020
13	(V. Fernandez & E. Gallardo-Gallardo, 2021)	Tackling the HR digitalization challenge: key factors and barriers to HR analytics adoption	2021

14	(Jiang & Akdere, 2021)	An operational conceptualization of human resource analytics: implications for in human resource development	2021
15	(S. V. Shet et al., 2021)	Examining the determinants of successful adoption of data analytics in human resource management – A framework for implications	2021
16	(Moraes & Damian, 2021)	People Analytics: far beyond the data	2021
17	(Majumder & Mondal, 2021)	Are chatbots really useful for human resource management?	2021
18	(Saxena et al., 2022)	Employees' Experiences of Accepting and Adopting HR Analytics: A Phenomenology Study	2022
19	(Giermindl et al., 2022)	The dark sides of people analytics: reviewing the perils for organizations and employees	2022
20	(Cayrat & Boxall, 2022)	Exploring the phenomenon of HR analytics: a study of challenges, risks, and impacts in 40 large companies	2022
21	(Islam et al., 2022)	Technology Adoption and Human Resource Management Practices: The Use of Artificial Intelligence for Recruitment in Bangladesh	2022
22	(McCartney & Fu, 2022)	Promise versus reality: a systematic review of the ongoing debates in people analytics	2022
23	(Margherita, 2021)	Human resources analytics: A systematization of research topics and directions for future research	2022
24	(Cho et al., 2023)	Human Resources Analytics for Public Personnel Management: Concepts, Cases, and Caveats	2023
25	(Birnbaum & Somers, 2023)	Past as prologue: Taylorism, the new scientific management and managing human capital	2023
26	(Nowik, 2023)	Algorithmic Management in the Work Environment: Responsible Interaction between the Employer, Technology Supplier, and Trade Union	2023
27	(Arora et al., 2023)	Moderating role of resistance to change in the actual adoption of HR analytics in the Indian banking and financial services industry	2023
28	(Penpokai et al., 2023)	THE RELATIONSHIPS BETWEEN TECHNOLOGY ADOPTION, HR COMPETENCIES, AND HR ANALYTICS OF LARGE-SIZE ENTERPRISES	2023
29	(Kimura, 2023)	Assessment of Personal Values for Data-Driven Human Resource Management	2023

30	(Kurikala & Parvathi, 2023)	Identifying the Characteristics that Lead to Effective Data Analytics Deployment in Human Resource Management—A Paradigm for Consequences	2023
31	(Mishra & Mishra, 2023)	Challenges and Opportunities of Big Data Analytics for Human Resource Management in Mining and Metal Industries	2023
32	(Conte & Siano, 2023)	Data-driven human resource and data-driven talent management in internal and recruitment communication strategies: an empirical survey on Italian firms and insights for European context	2023
33	(Peterson et al., 2023)	How managers approach data analytics: a typology through a Resource Orchestration perspective	2023
34	(Espegren & Hugosson, 2023)	HR analytics-as-practice: a systematic literature review	2023
35	(Anam & Haque, 2023)	Behavioral intention of HR professionals to use HR analytics in the Indian context: an analysis using the UTAUT model	2023
36	(Kalvakolanu et al., 2023)	Exploring the Adoption of Human Resource Analytics among Human Resource Professionals	2023
37	(Edwards et al., 2024)	HR analytics: An emerging field finding its place in the world alongside simmering ethical challenges	2024
38	(Annisa & Siahaan, 2024)	HUMAN RESOURCE MANAGEMENT IN THE ERA OF DISRUPTION: A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW ON SDG	2024
39	(Kiran et al., 2024)	Role of HR analytics and attrition on organizational performance a literature review leveraging the SCM-TBFO framework	2024
40	(Gogia et al., 2024)	Unlocking Success: Exploring the Impact of Human Resource Competence on Job Performance in Pakistan's Engineering Sector	2024
41	(Hota, 2024)	Framework of Challenges Affecting Adoption of People Analytics in India Using ISM and MICMAC Analysis	2024
42	(Mourad et al., 2024)	Enhancing Employee Performance Management: A Data-Driven Decision Support Model Using Machine Learning Algorithms	2024
43	(Ratnam & Devi, 2024)	Addressing impediments to HR analytics adoption: guide to HRD professionals	2024

44	(Chhetri et al., 2024)	Investigating research in human resource analytics through the lens of systematic literature review	2024
45	(Kiu & Chan, 2024)	Firm characteristics and the adoption of data analytics in performance management: a critical analysis of EU enterprises	2024
46	(P. C. Bahuguna et al., 2024)	Human resources analytics: where do we go from here?	2024
47	(Cavanagh et al., 2024)	Health services in Australia and the impact of antiquated rostering practices on medical scientists a case for HR analytics and evidenced-based human resource management	2024
48	(Arora et al., 2024a)	Examining the slow acceptance of HR analytics in the Indian engineering and construction industry a SEM-ANN-based approach	2024
49	(Gerber et al., 2024)	HR analytics between ambition and reality Current state and recommendations for the contribution of work and organizational psychology	2024
50	(Khan et al., 2024)	Human resource analytics A novel approach to bridge the gap between human resource functions and organizational performance	2024
51	(Mushtaq et al., 2024)	Elevating the Influence of HR Analytics on Organizational Performance an Empirical Investigation in Hi-Tech Manufacturing Industry of a Developing Economy	2024
52	(Arora et al., 2024b)	HR analytics: what's holding users back?	2024
53	(De Vos et al., 2024)	Data-driven internal mobility: Similarity regularization gets the job done	2024
54	(Alam et al., 2025)	Exploring the individual adoption of human resource analytics Behavioral beliefs and the role of machine learning characteristics	2024
55	(Di Lauro et al., 2024)	Disrupting human resource management with people analytics a study of applications, value, enablers, and barriers in Italy	2024
56	(Dasari & Devi, 2024)	Organizational Adoption Factors of HR Analytics A Practitioner's Perspective	2024
57	(Kulikowski, 2024)	Defining analytical skills for human resources analytics A call for standardization	2024
58	(Marabelli & Lirio, 2025)	AI and the metaverse in the workplace: DEI opportunities and challenges	2024

59	(Bentvelzen et al., 2024)	A person-centered approach to individual people analytics adoption	2024
60	(Sindhuja & Dunstan, 2024)	Unleashing Organizational Potential: Exploring the Transformative Power of Cutting-Edge HR Analytics-A Systematic Review	2024
61	(Ramachandran et al., 2024)	Human resource analytics revisited: a systematic literature review of its adoption, global acceptance, and implementation	2024
62	(Di Prima et al., 2024)	No more war (for talent): the impact of HR analytics on talent management activities	2024
63	(Alam et al., 2025)	Exploring approaches to overcome challenges in adopting human resource analytics through stakeholder engagement	2025
64	(Yadav, 2025)	AI and analytics conundrum: unpacking the barriers in modern HR with ISM and MICMAC analysis	2025
65	(Budak & Soyer, 2025)	Human resources analytics performance measurement: a novel hybrid approach based on cumulative belief degree and PLS-SEM	2025
66	(Sharma & Bhattacharya, 2025)	HR analytics and AI adoption in IT sector: reflections from practitioners	2025

Fuente: Elaboración Propia

Anexo B. Preguntas de Diagnostico Implementación HRA Fase 1.

A continuación, se presentan las 20 preguntas del cuestionario de autoevaluación. Estas se formulan en orden secuencial para representar el recorrido lógico de implementación y madurez de un sistema de HRA, desde sus etapas iniciales de recolección de datos hasta la alineación estratégica y el uso avanzado para la toma de decisiones.

Cada pregunta debe ser respondida con “Sí” o “No”. Si se responde “No”, se interrumpe el progreso secuencial y se asigna un nivel de madurez según el punto donde se detuvo el avance. No obstante, se recomienda continuar con todas las preguntas, ya que el cuestionario también permite mapear el estado de avance parcial en cada dominio.

La lógica de asignación de niveles es la siguiente:

- Si se responde “No” en alguna de las preguntas 1 o 2 → Nivel 0
- Si se responde “Sí” en las preguntas 1 y 2, pero “No” en alguna de las preguntas 3 a 6 → Nivel 1
- Si se responde “Sí” en las preguntas 1 a 6, pero “No” en alguna de las preguntas 7 a 14 → Nivel 2
- Si se responde “Sí” en las preguntas 1 a 14, pero “No” en alguna de las preguntas 15 a 19 → Nivel 3
- Si se responde “Sí” en todas las preguntas 1 a 20 → Nivel 4

Preguntas del cuestionario de diagnóstico

1. ¿Existen procesos en los que se generan datos relacionados con RRHH?
2. ¿Se ha designado una persona responsable de recopilar o registrar estos datos?
3. ¿Los datos se almacenan de manera organizada y accesible?
4. ¿Se utilizan herramientas básicas o sistemas para registrar información (como Excel o software local)?
5. ¿Existen controles mínimos sobre la calidad o consistencia de los datos recolectados?
6. ¿Se cuenta con algún mecanismo de respaldo o resguardo de la información?
7. ¿Los datos se integran entre distintos sistemas o fuentes (nómina, desempeño, asistencia)?
8. ¿Se han documentado estándares para el ingreso y tratamiento de datos?
9. ¿Existen políticas internas para el acceso y uso de la información de RRHH?
10. ¿Se realizan revisiones periódicas de la calidad de los datos?
11. ¿Hay personas dentro del área de RRHH con conocimientos en análisis de datos?

12. ¿Se ha brindado capacitación en visualización o interpretación de datos a miembros del equipo?
13. ¿La dirección promueve el uso de evidencia en decisiones de talento?
14. ¿Se han implementado tableros o reportes de indicadores clave de RRHH?
15. ¿Los datos han sido usados para identificar causas de problemas como rotación o ausentismo?
16. ¿Se han tomado decisiones estratégicas basadas en análisis de datos de RRHH?
17. ¿Existen proyectos piloto en los que se haya aplicado HRA?
18. ¿Se dispone de herramientas para análisis predictivo o segmentación?
19. ¿Se cuenta con un marco ético o regulatorio formal para el uso de datos de RRHH?
20. ¿La analítica de RRHH está alineada y documentada dentro de la estrategia general de la organización?