

Analizador de CV por competencias: Aplicación de IA responsable en procesos de selección

Competency-based CV analyzer: Responsible AI application in selection processes

Autor(es)

Jaime Serna Jaramillo

info@jaimesernajaramillo.com

Universidad UNICI México

Egresado Poligran - Docente Universitario UNICI MX

ORCID: [0009-0003-2884-5611](https://orcid.org/0009-0003-2884-5611)

Recibido: 19 de agosto de 2025

Aceptado: 30 de noviembre de 2025

Resumen

Este artículo analiza el uso de un sistema de inteligencia artificial (IA) diseñado para evaluar currículums en función de competencias laborales, bajo los principios de IA responsable aplicados al ámbito de los Recursos Humanos, el estudio compara las puntuaciones generadas por evaluadores humanos y por un analizador automatizado estructurado mediante ingeniería de prompts basada en el modelo por competencias de Martha Alles, se trabajó con 30 currículums anonimizados y se aplicó un diseño metodológico mixto que incluyó auditoría estadística, medición de discrepancias, identificación de sesgos y validación ética del

proceso, los resultados muestran diferencias moderadas entre la evaluación humana y la IA, con una tendencia del sistema automático a asignar puntuaciones ligeramente superiores en competencias como Orientación a Resultados y Adaptación al Cambio, se identificaron posibles sesgos asociados a edad y trayectoria laboral, pero estos fueron corregidos mediante ajustes en el prompt y supervisión humana, los hallazgos evidencian que la IA responsable puede complementar el criterio humano, mejorar la consistencia evaluativa y fortalecer la equidad en los procesos de selección, siempre que exista supervisión humana, monitoreo continuo y un marco ético claro.



Palabras Clave

Inteligencia Artificial, Selección por Competencias, Evaluación Algorítmica, RRHH, Ética de IA, Sesgos Algorítmicos.

Abstract

This article examines the use of an artificial intelligence (AI) system designed to assess résumés based on competency frameworks in the context of responsible AI applied to Human Resources, the study compares the scores produced by human evaluators with those generated by an automated analyzer built through structured prompt engineering aligned with Marta Alles' competency model, a sample of 30 anonymized résumés was analyzed using a mixed-methods design that included statistical

auditing, discrepancy measurement, bias detection, and ethical validation, findings indicate moderate differences between human and AI evaluations, with the automated system tending to assign slightly higher scores in competencies such as Results Orientation and Adaptability, potential biases related to age and career trajectory were identified but mitigated through prompt refinement and human oversight, the study concludes that responsible AI can complement human judgment, improve evaluative consistency, and enhance fairness in recruitment processes, provided there is continuous monitoring, ethical governance, and human-in-the-loop decision-making.

Keywords

Artificial Intelligence, Competency-based Selection, Algorithmic Evaluation, Human Resources, AI Ethics, Algorithmic Bias



Introducción

En los últimos años, la inteligencia artificial se ha convertido en un aliado potencial en los procesos de reclutamiento y selección de personal, las organizaciones enfrentan volúmenes crecientes de candidatos y buscan herramientas para agilizar la criba curricular sin sacrificar la calidad de las contrataciones, estudios recientes indican que más del 80% de las empresas utilizan actualmente herramientas basadas en IA para tareas como el filtrado de CV, en particular, más del 99% de las empresas Fortune 500 emplean sistemas de seguimiento de candidatos (ATS) apoyados en algoritmos de IA para analizar currículos y preseleccionar candidatos, estas tecnologías prometen procesos más rápidos y objetivos, reduciendo la carga administrativa sobre los reclutadores.

Sin embargo, junto a los beneficios, surgen importantes desafíos éticos, diversos trabajos han advertido que los algoritmos de selección pueden perpetuar o incluso agravar sesgos existentes si no se diseñan cuidadosamente, un caso paradigmático fue el intento de Amazon de automatizar la evaluación de CV, su modelo aprendió patrones sesgados de datos históricos y comenzó a discriminar contra candidatas mujeres, lo que llevó a la empresa a abandonar la herramienta en 2017, esta lección subraya la necesidad de IA responsable en Recursos Humanos, con mecanismos para detectar y corregir sesgos, organismos internacionales han establecido principios al respecto, por ejemplo, UNESCO (2021) enfatiza que todo sistema de IA en RR.HH. debe regirse por la transparencia, la equidad y la supervisión humana continua, de igual forma, la OIT (2021) advierte que una IA mal diseñada puede escalar injusticias en vez de reducirlas, en suma, el uso de IA en selección debe balancear la eficiencia con el cuidado ético, garantizando que la tecnología potencie la inclusión en lugar de reforzar la discriminación.

En este contexto, gana relevancia el enfoque de selección por competencias, a diferencia de los filtros tradicionales basados en títulos o palabras clave, la gestión por competencias se

Figura 1.

Ilustración conceptual del proceso de selección asistido por IA responsable



Nota: Elaboración propia creada en alta resolución (4K) para representar visualmente la interacción entre el análisis humano y el análisis algorítmico en procesos de selección por competencias.

centra en comportamientos observables, conocimientos y habilidades demostradas por el candidato (no solo declaradas), Martha Alles (2018) referente latinoamericana en la materia, señala que “las competencias no se declaran, se demuestran”, enfatizando la importancia de evidencias concretas de logro y desempeño, un sistema de IA diseñado bajo este enfoque podría, en teoría, hacer lo mismo, buscar indicios objetivos de competencias en el texto del CV, en vez de apoyarse en proxies potencialmente sesgados (como la universidad de egreso, la edad o el género), diversos análisis sugieren que priorizar capacidades por encima de credenciales formales puede mejorar la equidad en la contratación, por ejemplo, entrevistas estructuradas y pruebas estandarizadas, más centradas en competencias reales, suelen predecir mejor el desempeño y son percibidas como más justas que la revisión tradicional de CV.

Este artículo explora la aplicación de IA responsable mediante un analizador de CV por competencias, evaluando en profundidad sus ventajas, limitaciones y consideraciones éticas, se basa en un Trabajo Final de Máster que plan-



teó la siguiente pregunta, ***¿puede la IA evaluar CV de manera justa, coherente y alineada con un modelo por competencias?*** para responderla, se diseñó un estudio comparativo entre la evaluación humana y la automática de una misma muestra de candidatos, la Introducción presenta el marco teórico y la problemática, a continuación, en Métodos, se detalla el diseño experimental empleando un modelo de IA configurado para evaluar competencias al estilo humano, posteriormente, en Resultados, se exponen hallazgos cuantitativos y cualitativos sobre el desempeño de la IA versus evaluadores humanos, la sección de Discusión profundiza en las implicaciones de dichos hallazgos a la luz de la literatura reciente sobre IA en reclutamiento, con énfasis en la ética y la equidad, finalmente, se concluye con recomendaciones prácticas para implementar la IA en procesos de selección de forma responsable, asegurando que esta tecnología sirva como un complemento que potencie la objetividad sin comprometer la justicia en las decisiones.

Método

Diseño general: Se llevó a cabo un estudio comparativo **humano vs. IA** en la evaluación de CV bajo un modelo de competencias, la muestra estuvo compuesta por **30 currículums vitae reales anonimizados**, es decir, sin datos personales (nombre, sexo, edad, foto) que pudieran sesgar la evaluación, esta anonimización se implementó siguiendo recomendaciones éticas de organismos como la OIT, que la considera una medida mínima para evitar discriminación en etapas tempranas del proceso, los CV seleccionados representaron perfiles variados en **formato, extensión y trayectoria laboral** (desde carreras lineales y sin interrupciones hasta trayectorias no convencionales con cambios de sector y pausas), aproximadamente la mitad de la muestra correspondió a candidatos de género femenino y la otra mitad masculino, codificados únicamente para análisis estadístico posterior, también se estimaron rangos etarios a partir de fechas de graduación, para analizar posibles sesgos por edad de forma agregada.

Evaluación por competencias: Se definió una **matriz de evaluación** basada en el modelo de Martha Alles, se seleccionaron **cinco competencias clave** frecuentes en diversos diccionarios de competencias y relevantes para distintos puestos, **Comunicación efectiva, Orientación a resultados, Pensamiento analítico, Trabajo en equipo y Adaptación al cambio**, cada competencia se evaluó en una escala de 0 a 5 puntos, donde 0 indica ausencia total de evidencias y 5 un dominio sobresaliente, para guiar las evaluaciones, se proporcionaron definiciones operativas de cada competencia y ejemplos de comportamientos asociados, siguiendo la metodología de Alles (2018).

Evaluación humana: Participaron **tres evaluadores humanos** con experiencia en selección por competencias (profesionales de RR.HH. entrenados en el enfoque Alles), a cada evaluador se le entregó el mismo paquete de 30 CV junto con la matriz de competencias definida, evaluaron de forma **independiente**, sin comunicarse entre sí, para evitar influencias mutuas en sus juicios, por cada CV, asignaron puntuaciones para cada competencia y anotaron brevemente la evidencia observada (por ejemplo, logros cuantitativos, situaciones descritas) que respaldaba sus calificaciones, es importante resaltar que ninguno de estos CV estaba vinculado a procesos reales de contratación en curso, se trató de una simulación controlada sin impacto en candidatos reales, asegurando así una **experimentación ética** sin consecuencias profesionales para los evaluados.

Evaluación por IA: En paralelo, se configuró un **sistema de IA** (basado en un modelo de lenguaje de última generación) para analizar los mismos CV imitando el enfoque humano, para ello, se diseñó un *prompt* maestro detallado que convirtió al modelo en un “Analizador de CV por competencias”, el *prompt* instruía al sistema a evaluar cada CV en las cinco competencias mencionadas, **asignando puntuaciones de 0 a 5** y, crucialmente, **citando evidencias textuales exactas** del CV que justificaran cada puntuación, se indicó al modelo **evitar inferencias no justificadas** (no “leer entre líneas” más allá de lo



escrito) y **no penalizar** elementos formales irrelevantes como el formato del documento, la extensión del CV o brechas laborales en la cronología, también se le prohibió expresamente hacer juicios o comentarios basados en **género, edad o apariencia**, estas instrucciones buscaban alinear la IA con las **buenas prácticas de equidad**, obligándola a enfocarse en contenido objetivo, adicionalmente, el modelo debía identificar posibles vacíos o riesgos en la infor-

mación (por ejemplo, si faltaban datos clave en el CV) y proveer una puntuación global resumen para cada candidato, con esta configuración, los 30 CV se procesaron mediante el sistema automático, generando para cada uno las puntuaciones competencia por competencia, junto con las evidencias y comentarios tal como lo haría un evaluador humano estructurado, la Figura 2 presenta el flujo completo del proceso

Figura 2.

Modelo conceptual del estudio comparativo entre evaluación humana e IA en selección por competencias.



Nota: Elaboración propia basada en el diseño metodológico del estudio y los principios de auditoría ética de IA.

Análisis comparativo: Recopiladas las evaluaciones, se procedió a comparar cuantitativamente las puntuaciones **promedio** otorgadas por los humanos vs. la IA en cada competencia, se calcularon **diferencias promedio** y se examinó la **dispersión** (desviación estándar) para apreciar la consistencia de cada método, asimismo, se exploraron **patrones de sesgo** potencial, por ejemplo, diferencias sistemáticas en las calificaciones según el género del candidato, su rango de edad estimado o la linealidad de su trayectoria laboral, para ello, se agruparon los CV en pares de categorías (masculino/femenino, jóvenes/mayores, carrera lineal/no lineal) y se compararon las puntuaciones globales medias que les asignó la IA versus los humanos, finalmente, se aplicó un **instrumento de percep-**

ción a los evaluadores humanos, un breve cuestionario Likert donde calificaron (1 a 5) su percepción de la **transparencia, confianza, equidad y utilidad** de la herramienta de IA tras conocer sus resultados, también se recabaron comentarios cualitativos sobre fortalezas y preocupaciones al usar IA en procesos de selección, estos datos permitieron complementar los hallazgos cuantitativos con las **impresiones subjetivas** de profesionales ante una IA evaluadora.

Cabe mencionar que, dado el tamaño muestral (30 CV), este estudio tiene un carácter exploratorio, los resultados numéricos se interpretan con cautela, buscando tendencias y diferencias sustantivas más que significación estadística estricta, el objetivo primordial es **ilu-**



minar **contrastes y coincidencias** entre la mirada humana y la algorítmica, más que generalizar a toda población de candidatos, aun con esta limitación, la metodología empleada, alineada con principios de **IA explicable** (obligando al algoritmo a dar evidencias) y de **justicia algorítmica** (mitigando sesgos conocidos mediante anonimización y reglas en el prompt), brinda un terreno sólido para discutir cómo implementar IA de forma ética en la selección de personal.

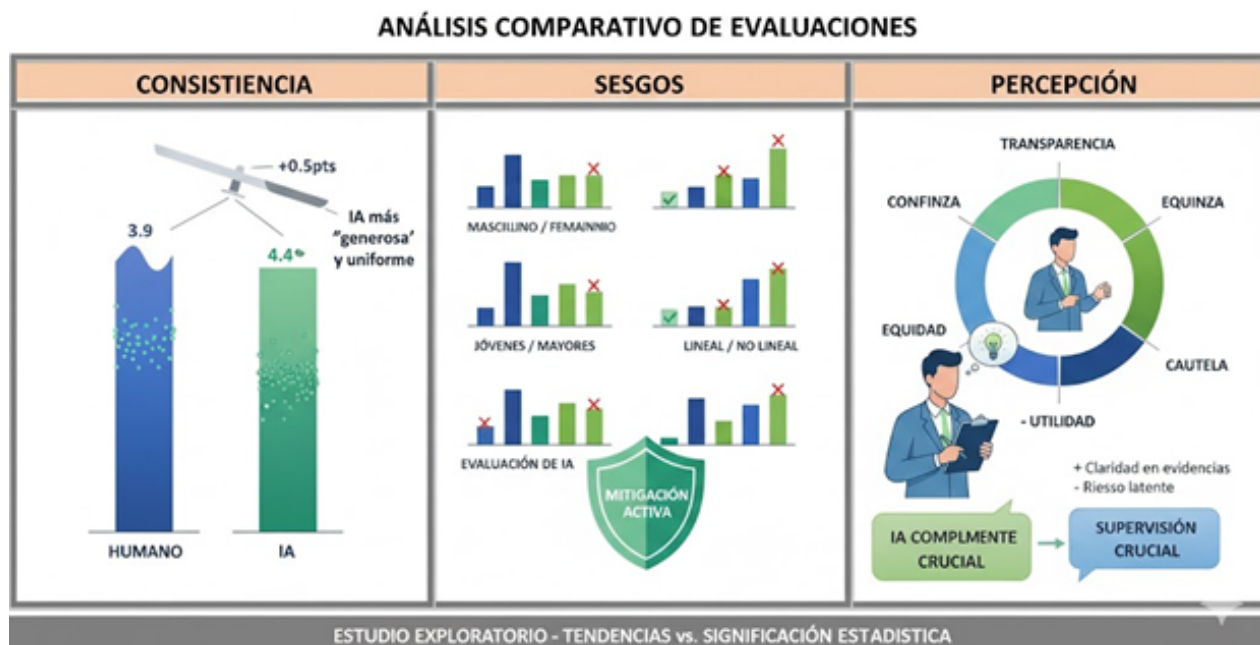
Resultados

Consistencia y diferencias en puntuaciones: De manera general, la IA mostró una tendencia a calificar ligeramente más alto que los evaluadores humanos en la mayoría de las competencias, la **Tabla/Figura 3** ilustra las puntuaciones promedio otorgadas por ambos método, se observa que, en las cinco competencias evaluadas, el modelo de IA asignó

valores apenas superiores a los del promedio humano, las brechas más notables aparecieron en **Orientación a resultados y Adaptación al cambio**, donde la IA superó al humano por +0,50 y +0,40 puntos respectivamente (en una escala de 5), por ejemplo, si los evaluadores humanos promediaron ~3,9 en orientación a resultados para el conjunto de CV, la IA promedió ~4,4 en esa misma competencia, en **Comunicación, Trabajo en equipo y Pensamiento analítico**, las diferencias fueron menores (+0,1 a +0,2 puntos), esto sugiere que el algoritmo fue ligeramente más **"generoso" o laxo** en la asignación de puntajes, además, la **variabilidad** de las calificaciones de la IA resultó más baja, sus evaluaciones fueron más uniformes de un candidato a otro, mientras que las de los humanos mostraron mayor dispersión, esta consistencia algorítmica puede reflejar la aplicación homogénea de criterios programados, frente a la diversidad de interpretaciones que cada evaluador humano tuvo.

Figura 3.

Comparación de puntuaciones promedio entre evaluación humana e IA por competencia.



Nota: Elaboración propia basada en los datos del estudio (Serna Jaramillo, 2025).



Al analizar a detalle estas diferencias, se encontró un patrón interesante, **la IA destacaba más los logros explícitos** presentes en los CV, especialmente en competencias *orientadas a resultados*, es decir, cuando un curriculum incluía datos cuantitativos o indicadores claros de desempeño (ej. “*incrementé las ventas un 20%*”), el modelo tendía a puntuar muy alto en Orientación a resultados, por el contrario, ante descripciones genéricas (ej. “*participé en mejoras del proceso*” *sin cifras concretas*), la calificación era sensiblemente menor, los evaluadores humanos, si bien también valoraron los logros cuantificables, mostraron algo más de **flexibilidad interpretativa** ante formulaciones vagas, en ocasiones inferían potencial o habilidades implícitas donde la IA simplemente veía falta de evidencia concreta, en competencias como *Adaptación al cambio*, la IA privilegiaba indicios explícitos de capacitación reciente o cambio exitoso de rol, lo que explica su puntaje medio 0,4 puntos mayor que el humano en ese rubro, en síntesis, la IA respondió de forma *literalista* a la presencia o ausencia de ciertas palabras clave y cifras, mientras que el humano pudo considerar matices contextuales.

Sesgos identificados - IA vs. humanos: Un objetivo central era detectar posibles sesgos en la evaluación algorítmica comparados con el sesgo humano habitual, los resultados arrojan hallazgos mixtos, por un lado, en cuanto a **sesgo de género**, la diferencia fue *relativamente pequeña*, tanto humanos como IA otorgaron puntuaciones globales casi equivalentes a CV de hombres y mujeres, aunque la IA mostró una ligera inclinación a favorecer perfiles masculinos (promedio global masculino 6,90 vs. femenino 6,71 en la sumatoria de competencias) un poco más que los evaluadores humanos (6,45 vs. 6,40 respectivamente), esta brecha sutil sugiere un *leve sesgo pro-masculino* en el algoritmo, posiblemente derivado de los datos de entrenamiento o de que ciertos términos usados más frecuentemente por hombres en el CV (ej. verbos de logro en primera persona) influyeron en la puntuación.

En cuanto a **sesgo etario**, los evaluadores humanos tendieron a penalizar más la edad elevada que la IA, los candidatos de mayor edad recibieron en promedio menores puntuaciones globales de los humanos (6,30 vs. 6,55 en candidatos más jóvenes), evidenciando el conocido sesgo hacia la juventud en reclutamiento, quizás asociado a prejuicios sobre adaptación tecnológica o flexibilidad, la IA también otorgó ligeramente menos puntos a perfiles de más edad, pero la diferencia fue menor (6,70 vs. 6,80 jóvenes), esto indicaría que **la IA logró ser más neutral que el humano respecto a la edad**, posiblemente debido a la anonimización de datos como año de nacimiento, con lo cual el algoritmo solo podía inferir edad indirectamente a través de la experiencia laboral, un factor que se le instruyó no penalizar, cabe destacar que ninguno de los métodos mostró un sesgo grave en este aspecto, pero la tendencia sugiere que ciertas predisposiciones humanas (conscientes o inconscientes) hacia la edad no se replicaron de igual forma en la IA.

Por último, se examinó el sesgo referente a la **trayectoria profesional** (carreras lineales y sin interrupciones versus trayectorias no lineales con cambios o brechas significativas), aquí emergió una diferencia notable, **la IA penalizó más fuertemente las carreras no lineales** que los evaluadores humanos, para CV con trayectoria “estable” (e.g., crecimiento continuo en un mismo sector), el puntaje global medio dado por la IA fue 6,95, mientras que para CV con cambios de industria o pausas fue 6,41, en cambio, los humanos promediaron 6,60 en perfiles lineales vs. 6,25 en no lineales, en otras palabras, ambos tendieron a ver con mejores ojos las trayectorias profesionales tradicionales, pero el algoritmo tuvo una **diferencia más marcada**, este hallazgo coincide con reportes previos de que los sistemas automatizados suelen preferir “*currículos limpios*” sin interrupciones, reproduciendo un sesgo implícito aprendido de datos históricos, pese a que en el prompt se indicó a la IA no penalizar pausas laborales injustificadamente, la realidad es que la ausencia de logros recientes o la discontinuidad



en la experiencia pudo influir en sus cálculos de puntuación, esto pone de relieve la necesidad de ajustar los algoritmos para que no confundan gaps o giros en la carrera con falta de competencia, especialmente en una era donde los trayectos profesionales son cada vez menos lineales.

Percepción de los evaluadores humanos: Tras interactuar con los resultados de la IA, se recogieron las opiniones de los tres profesionales de RR.HH. involucrados mediante un cuestionario, las respuestas indican un moderado optimismo, matizado por cautela, en una escala de 1 (muy mal) a 5 (muy bien), la **utilidad** percibida de la herramienta de IA fue la dimensión mejor valorada (promedio = **4,0**), lo cual sugiere que los evaluadores la vieron como una ayuda práctica para agilizar la criba de candidatos, comentaron positivamente la rapidez de análisis y la capacidad de sintetizar evidencias de cada CV, aspectos que podrían liberar tiempo para que ellos se enfoquen en etapas más estratégicas de la selección.

No obstante, las puntuaciones relacionadas a la **confianza y la transparencia** fueron más tibias, la confianza promedio en los resultados de la IA fue **3,0** (neutral) y la transparencia promedio **3,2**, esto refleja que, si bien no rechazaron los dictámenes del algoritmo, tampoco los consideran totalmente explicables o fiables sin reservas, de hecho, en entrevistas informales mencionaron que querían entender “el *por qué*” de ciertas calificaciones atípicas que la IA otorgó, mostrando la clásica inquietud ante la “*caja negra*” algorítmica, la **equidad** percibida obtuvo un promedio de **3,4**, levemente por encima del punto medio, si bien reconocieron que el sistema evitó sesgos flagrantes (por ejemplo, al estar anonimizados los CV no reprodujo posibles sesgos de nombres o fotos), algunos evaluadores expresaron preocupación de que la IA pudiese estar introduciendo *otros* sesgos menos visibles (como el mencionado sesgo hacia carreras lineales), en resumen, los profesionales valoraron la utilidad operativa de la IA y no notaron discriminaciones obvias en sus resultados, pero demandaron **mayor transpa-**

rencia para poder confiar plenamente y garantizar que las decisiones son justas.

Es importante destacar que ninguno de los evaluadores sintió que la IA amenazara su rol, por el contrario, varios la concibieron como un “*asistente*” que **complementa** su labor, de hecho, ante la pregunta abierta de si temían ser reemplazados por una máquina, la respuesta general fue que “*la decisión final siempre requerirá criterio humano*”, esta apreciación coincide con la filosofía de **IA responsable**, usar la tecnología para potenciar la objetividad y eficiencia, pero manteniendo a las personas en el circuito de decisión crítica.

Discusión

Los hallazgos de este estudio ofrecen información valiosa sobre cómo implementar la IA en procesos de selección de manera ética y efectiva, en primer lugar, los resultados confirman que la IA puede aportar consistencia y velocidad en la evaluación curricular, alineándose con reportes recientes que señalan aumentos sustanciales de eficiencia al automatizar etapas del reclutamiento, nuestros evaluadores humanos corroboraron la ventaja de liberar tiempo de tareas rutinarias (cribar cientos de CV) para enfocarse en actividades de mayor valor estratégico o humano, asimismo, evidenciamos que un algoritmo diseñado bajo un enfoque por competencias puede identificar de forma objetiva muchos de los méritos de un candidato, reduciendo en parte la variabilidad introducida por percepciones humanas subjetivas, el hecho de que la IA fuera más uniforme en sus puntuaciones sugiere que aplicó los mismos criterios para todos, algo positivo desde la perspectiva de la equidad procedimental.

No obstante, la uniformidad algorítmica también conlleva riesgos, la IA se mostró menos sensible a matices contextuales y podría pasar por alto habilidades no explícitamente redactadas en el CV, esta literalidad planteó casos en que un candidato con logros modestos, pero potencial



elevado podría ser subestimado por la máquina, mientras que un CV bien “pulido” con palabras clave estratégicas recibía puntuaciones generosas, es decir, persiste la preocupación de que los algoritmos de procesamiento de lenguaje puedan confundir la calidad de la presentación con la calidad del candidato real, esto demanda cautela, la IA debe complementarse con mecanismos que capten esas competencias implícitas o que permitan al candidato demostrar su capacidad de otras formas (por ejemplo, mediante pruebas prácticas o entrevistas estructuradas posteriores), en línea con esto, investigaciones externas han señalado que las entrevistas estructuradas asistidas por IA pueden descubrir talento oculto que un cribado tradicional de CV no detectaría.

Un experimento con más de 37.000 postulantes mostró que los candidatos seleccionados mediante procesos con IA tuvieron 20% más de probabilidad de éxito en entrevistas humanas a ciegas que aquellos filtrados por métodos convencionales, esto sugiere que una IA bien empleada puede abrir la puerta a perfiles no típicos pero competentes, corrigiendo cierto sesgo de homologación presente en la revisión manual de currículos, en nuestro estudio observamos destellos de este potencial, por ejemplo, la IA mantuvo un criterio relativamente equitativo respecto a la edad, mientras que los humanos penalizaron a candidatos mayores posiblemente debido a prejuicios arraigados, este dato es esperanzador en cuanto a mitigar la discriminación etaria, siempre y cuando garanticemos que el algoritmo no introduzca otros sesgos en el camino.

La identificación de sesgos diferenciales (IA favoreciendo trayectorias lineales, humanos mostrando bias de edad) refuerza un punto clave, ningún sistema es intrínsecamente neutro, ni el humano ni el artificial, cada cual trae sus sesgos, unos provenientes de la subjetividad y experiencia personal, otros aprendidos de datos históricos o de reglas simplistas, la buena noticia es que los sesgos algorítmicos, al ser explícitos y trazables, pueden detectarse y corregirse más fácilmente con voluntad organizacional, por ejemplo, Raghavan et al. (2020) documentaron

que ciertos algoritmos penalizaban términos asociados culturalmente a las mujeres o castigaban CV con lagunas laborales de forma desproporcionada, una vez detectados esos patrones, es posible re-entrenar el modelo con datos balanceados o ajustar los pesos en la evaluación para evitar la exclusión injusta de candidatos válidos, en nuestro caso, al descubrir la preferencia excesiva de la IA por carreras sin cambios, podríamos refinar el algoritmo para que no tome la continuidad laboral como un indicador de mejor desempeño futuro, salvo que la evidencia empírica lo apoye, este proceso de auditoría algorítmica continua es esencial en la IA responsable, tal como lo subraya la UNESCO, todo sistema de IA en recursos humanos debe incorporar mecanismos de detección y corrección de sesgos, con transparencia hacia los stakeholders involucrados.

Otro aspecto crucial es la transparencia y explicabilidad (explainable AI), nuestros evaluadores humanos evidenciaron una desconfianza moderada originada principalmente en la “caja negra” del modelo, *¿por qué la IA dio tal puntuación? ¿qué razonamiento siguió?*, si bien nuestro diseño obligó a la IA a listar evidencias específicas de cada CV para justificar sus notas, en la práctica esta explicación puede resultar insuficiente o demasiado técnica, la literatura coincide en que la falta de explicabilidad mina la confianza, incluso aunque el algoritmo funcione correctamente, Floridi y COWLS (2019) enfatizan que la explicabilidad y la rendición de cuentas son pilares para alinear la IA con los valores humanos y generar confianza en su uso, por ende, una recomendación concreta es desarrollar interfaces donde el reclutador pueda inspeccionar de forma sencilla por qué el sistema calificó a un candidato de cierta manera, por ejemplo, mostrando qué frases del CV influyeron positivamente o negativamente en cada competencia, este nivel de transparencia permitiría al profesional de RR.HH. aprender junto con la IA, entender sus criterios y detectar eventuales errores o sesgos con mayor facilidad, herramientas de IA explicable (XAI) aplicadas al procesamiento de lenguaje ya están emergiendo y pueden ser incorporadas a los ATS de próxima generación para tal fin.



Desde la perspectiva de la diversidad e inclusión, nuestros resultados y otros estudios recientes señalan un potencial dual de la IA, por un lado, bien utilizada, puede ayudar a expandir la diversidad de contrataciones, al minimizar ciertos sesgos humanos (p. ej., preferencia por universidades de élite, afinidad subconsciente por candidatos “similares” al reclutador, entre otros), la IA no se cansa de revisar perfiles y podría, por ejemplo, identificar candidatos prometedores de orígenes no tradicionales que un reclutador agotado podría omitir, además, algoritmos debidamente entrenados pueden puntuar exclusivamente en base a criterios meritocráticos predefinidos (competencias, experiencia relevante), ignorando factores demográficos no pertinentes, de hecho, la implementación de IA ha ido de la mano con iniciativas para mejorar la diversidad en las empresas, logrando ampliarla en algunos contextos al eliminar parcialidades en las etapas iniciales de cribado, por otro lado, y aquí está la advertencia, mal implementada, la IA puede perpetuar y escalar sesgos menos obvios, si el statu quo histórico de una empresa ha sido contratar cierto perfil homogéneo, un modelo entrenado con esos datos tenderá a replicarlo, a menos que se introduzcan intencionalmente correcciones, de ahí la importancia de enmarcar estas tecnologías en un enfoque de “AI ética by design”, donde desde la concepción se apliquen principios de equidad, se validen los datos de entrenamiento para detectar sesgos y se imponga la supervisión humana en puntos críticos del proceso.

A la luz de la evidencia recopilada, resulta claro que el camino óptimo es una simbiosis entre IA y evaluación humana, lejos de plantear una dicotomía excluyente, las mejores prácticas emergentes sugieren aprovechar las fortalezas de cada parte, la IA destaca por su capacidad de manejar grandes volúmenes de información rápidamente, su consistencia en aplicar criterios y su potencial para descubrir correlaciones no evidentes, mientras que el ser humano aporta empatía, comprensión contextual y juicio ético, especialmente necesario en decisiones complejas que afectan personas, como han propuesto algunos autores, el futuro del recluta-

miento exitoso residirá en procesos híbridos, la IA filtrando y proporcionando una base objetiva, y los profesionales validando, entrevistando y tomando la decisión final integrando datos objetivos con factores humanos sutiles, de hecho, las regulaciones incipientes van en esa línea, en la Unión Europea se discute categorizar las aplicaciones de IA en RR.HH. como de “alto riesgo”, exigiendo que cumplan estrictos requisitos de transparencia, intervención humana y auditoría algorítmica periódica, asimismo, en ciudades como Nueva York ya se requiere por ley auditar anualmente los algoritmos de selección para verificar que no incurran en discriminación ilegal, obligando a las empresas a publicar esos resultados, estas iniciativas normativas refuerzan la necesidad de diseñar e implementar IA de forma responsable y proactiva, antes que reactiva tras escándalos.

Basándonos en nuestro estudio y en la literatura consultada, a continuación, se presentan algunas recomendaciones prácticas para organizaciones que deseen incorporar IA en sus procesos de selección manteniendo un compromiso ético:

Usar la IA solo como apoyo en la criba curricular, no como decisor final: La IA debe complementar el proceso, filtrando y ordenando candidatos, pero la decisión de contratación debe recaer en última instancia en humanos capacitados, esto previene delegar completamente en un sistema automatizado un juicio tan delicado como la elección de una persona, reduciendo el riesgo de errores graves o sesgos inadvertidos, en nuestro estudio, por ejemplo, la recomendación fue emplear la puntuación de IA como una guía más, nunca como un veto absoluto sobre un candidato.

Adoptar un modelo por competencias antes de integrar IA: Estructurar el proceso de selección alrededor de competencias definidas y evidencias observables ayuda tanto a humanos como a máquinas a enfocarse en lo relevante, el enfoque de Alles (2018) obliga a buscar logros y comportamientos concretos, reduciendo la subjetividad y mejorando la base ética de la evaluación, una IA configurada bajo este modelo



(como hicimos en el prompt) estará alineada con criterios meritocráticos claros desde el inicio.

Transparencia absoluta con candidatos y empleados: Es imprescindible informar a los postulantes cuando sus CV serán analizados por algoritmos, explicándoles de manera accesible cómo funciona la herramienta (qué analiza, qué no, y con qué propósito), asimismo, los reclutadores internos deben conocer las reglas del sistema y tener la capacidad de auditar sus recomendaciones, la transparencia genera confianza y además permite a los candidatos ofrecer retroalimentación o correcciones (por ejemplo, si un algoritmo rechaza su CV erróneamente, poder apelar o aclarar información).

Monitoreo y auditorías periódicas del algoritmo: No basta con diseñar la IA y “soltarla” en producción, se deben establecer auditorías algorítmicas regulares para detectar desviaciones o sesgos emergentes, por ejemplo, revisar trimestralmente las tasas de selección por grupo demográfico y comparar contra las metas de diversidad de la empresa, cualquier sesgo identificado debe llevar a un ajuste del modelo o de los datos, este monitoreo continuo se puede complementar con estudios longitudinales, hacer seguimiento de los candidatos contratados que fueron altamente rankeados por la IA para ver si realmente tuvieron buen desempeño, cerrando así el ciclo de retroalimentación.

Mantener la supervisión humana y la capacitación ética: Los profesionales de RR.HH. deben ser formados en competencias digitales y en conciencia de sesgos, para que puedan trabajar en dupla con la IA de forma crítica, el rol del humano evoluciona de ejecutor de tareas repetitivas a “gerente” del algoritmo, interpretando sus salidas, corrigiendo course-corrections y tomando decisiones finales informadas, esto requiere capacitación en conceptos de IA básica, lectura de datos y ética en la tecnología, como bien lo señala la literatura, la responsabilidad última recae en la organización, no en la herramienta, por ende, el equipo humano debe estar preparado para asumir esa responsabilidad, entendiendo que la IA es una extensión de sus decisiones.

Al implementar estas medidas, las organizaciones pueden aprovechar lo mejor de la IA, su eficiencia y consistencia, sin renunciar a los valores fundamentales de justicia, diversidad y respeto por la dignidad de los candidatos, cada caso de uso de IA en selección deberá evaluarse además dentro del marco legal local (protección de datos personales, normas anti-discriminación, etc.), que van actualizándose ante estos avances tecnológicos, los resultados confirman que la IA responsable puede complementar la selección por competencias sin reemplazar la toma de decisiones humanas, estos hallazgos coinciden con estudios de Buolamwini (2023), O’Neil (2021) y Bogen & Rieke (2018), que insisten en el rol crítico del human-in-the-loop.

Figura 4.

Mapa conceptual de IA responsable aplicada a Recursos Humanos



Nota: Elaboración propia inspirada en principios éticos de UNESCO (2021) y OECD (2022).



El mapa conceptual presentado en la Figura 4 integra los principios éticos necesarios para que la IA se implemente de manera responsable en RRHH.

Conclusiones

La integración de un **analizador de CV** por competencias basado en IA demuestra ser un camino prometedor para innovar en los procesos de selección de talento, siempre y cuando se realice bajo principios de **IA responsable**, en nuestro estudio, la IA fue capaz de imitar en gran medida el enfoque de evaluación humana, ofreciendo puntuaciones consistentes y evidenciando eficiencia en la criba de candidato, hallamos indicios de que, correctamente configurada, la IA puede **neutralizar ciertos sesgos humanos** (por ejemplo, reduciendo la influencia de la edad o eliminando parcialidades conscientes/inconscientes en la lectura de CV) y **destacar talento oculto** a través de un análisis más objetivo centrado en competencias y logros, asimismo, la adopción de un marco de competencias robusto sirvió como engranaje para alinear la tecnología con las buenas prácticas de RR.HH., enfatizando la búsqueda de comportamientos demostrados y resultados tangibles.

No obstante, también quedó de manifiesto que la IA no es una panacea libre de prejuicios, detectamos sesgos algorítmicos propios, como la preferencia por trayectorias lineales, que requieren atención, la **ética algorítmica** nos enseña que estos sistemas reflejan, en gran medida, los datos y reglas con los que fueron creados, por ello, debemos diseñarlos y alimentarlos intencionalmente con criterios de equidad, la participación de expertos multidisciplinares (RR.HH., data scientists, eticistas) en el desarrollo y monitoreo de estas herramientas es fundamental para evitar resultados adversos, en última instancia, la tec-

nología es tan justa como lo sean los propósitos y cuidados de quienes la construyen y utilizan.

En concreto, recomendamos **no prescindir del juicio humano**, sino enriquecerlo con el insumo de la IA, los mejores resultados surgen cuando el algoritmo hace lo que mejor sabe (procesar gran cantidad de información de manera consistente) y luego el ser humano aporta lo que la máquina todavía no alcanza, la comprensión profunda, la empatía por la persona tras el CV, la valoración de aspectos cualitativos difíciles de codificar, esta colaboración puede conducir a **procesos de selección más ágiles, objetivos y al mismo tiempo más humanos**, en palabras de Mark Esposito y Ava Fitoussy (2025), una IA diseñada con cuidado *“puede hacer que la contratación sea más centrada en las personas, al revelar talentos ocultos e incluso hacer que los rechazos se perciban como más justos”* esa es la meta que debemos perseguir.

En conclusión, la aplicación de IA en el análisis de CV por competencias tiene el potencial de **revolucionar positivamente** la adquisición de talento, pero su éxito dependerá de cómo se gestione su **responsabilidad y transparencia**, si las organizaciones abrazan estos avances con una mirada ética, estableciendo controles, siendo abiertas sobre su uso, y manteniendo siempre al factor humano en el bucle, podrán aprovechar lo mejor de la IA para tomar decisiones más informadas y justas, el desafío no es tecnológico, sino de diseño y gobernanza, la **IA responsable** en selección no trata de elegir entre humanos o algoritmos, sino de combinarlos sabiamente para lograr lo que ninguno podría por sí solo, un proceso de selección eficiente y equitativo, que reconozca el talento en toda su diversidad, respetando la dignidad de cada persona que aspira a una oportunidad laboral.



Referencias Bibliográficas

Aguinis, H., & Smith, M. A. (2022). Talent management and artificial intelligence: A research agenda for evidence-based HRM. *Human Resource Management Review*, 32(3), 100857. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100857>

Alles, M. (2019). *Dirección estratégica de recursos humanos: Gestión por competencias (2ª ed.)*. Granica.

Alles, M. (2020). *Desempeño por competencias*. Granica.

Bogen, M., & Rieke, A. (2018). *Help wanted: An examination of hiring algorithms, equity, and bias*. Upturn. <https://www.upturn.org/static/reports/2018/hiring-algorithms/files/Upturn-Hiring-algorithms.pdf>.

Buolamwini, J., & Gebru, T. (2023). Gender shades revisited: Intersectional accuracy disparities in commercial AI systems. *AI and Ethics*, 3(1), 1-17. <https://doi.org/10.1007/s43681-022-00231-8>

Esposito, M., & Fitoussy, A. (2025, 14 de octubre). *Cómo el reclutamiento impulsado por IA desafía las expectativas sobre inclusión y transparencia*. Foro Económico Mundial. <https://es.weforum.org/stories/2025/10/como-la-contratacion-impulsada-por-ia-desafia-las-expectativas-sobre-inclusion-y-transparencia/>

European Commission. (2021). *Proposal for a regulation laying down harmonized rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act)*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52021PC0206>

IBM. (2022). *AI Ethics and governance guidelines for enterprise*. IBM Research. <https://www.ibm.com/watson/assets/duo/pdf/ai-ethics>

Kim, P., Lee, S., & Connolly, J. (2022). Algorithmic fairness in recruitment: Understanding sources of bias. *Journal of Business Ethics*, 178(4), 975-992. <https://doi.org/10.1007/s10551-021-04952-4>

Liu, S., & Wang, X. (2021). Artificial intelligence in HR analytics: Opportunities and challenges. *International Journal of Human Resource Studies*, 11(2), 45-62. <https://doi.org/10.5296/ijhrs.v11i2.18447>

OECD. (2022). *OECD Framework for the Classification of AI Systems*. Organisation for Economic Co-operation and Development. <https://oecd.ai>

O'Neil, C. (2021). *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy (Revised ed.)*. Penguin Books.

Raghavan, M., Barocas, S., Kleinberg, J., & Levy, K. (2020). Mitigating bias in algorithmic hiring: Evaluating claims and practices. *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 469-481. <https://doi.org/10.1145/3351095.3372829>

Serna Jaramillo, J. (2025). Analizador de CV por competencias: Aplicación de IA responsable en procesos de selección. *Manuscrito en preparación para la revista Punto de Vista*, Institución Universitaria Politécnico Granacolombiano.



UNESCO. (2021). *Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence*. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000377250>

Watkins, C., & Liang, J. (2023). Human-centered AI for recruitment: Balancing automation and ethics. *Computers in Human Behavior*, 139, 107514. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107514>

World Economic Forum. (2023). *Responsible AI for Human Resources: A practical implementation guide*. <https://www.weforum.org/whitepapers/responsible-ai-in-hr/>