

Percepción de los estudiantes universitarios sobre el uso de la Inteligencia Artificial en los procesos de reclutamiento y selección de personal

Perception of college students on the use of Artificial Intelligence in the recruitment and selection processes of personnel

Jorge Coronel Aquiles
Universidad San Ignacio de Loyola, Perú
jcoronela@usil.edu.pe

Recibido: 13/04/2022 – Aceptado: 18/05/2022

<https://doi.org/10.56216/radee012022jun.a03>

RESUMEN

Los adolescentes son el grupo más influenciado por el impacto de las nuevas tecnologías, especialmente si estas pueden simplificarles las cosas. Muchos de estos jóvenes son universitarios y encuentran en la tecnología a un importante aliado. En ese sentido, la presente investigación busca demostrar como los estudiantes universitarios peruanos perciben la importancia que tiene la tecnología, particularmente a la Inteligencia Artificial como un eje de influencia a la hora en que las empresas reclutan y seleccionan a su personal. Se trabajó mediante un muestreo por conveniencia en donde se analizaron las opiniones de 120 estudiantes de los últimos semestres de dos universidades de la ciudad de Lima. Los resultados indican que los estudiantes universitarios perciben una moderada influencia de la Inteligencia Artificial sobre los procesos de Reclutamiento y Selección. La presente investigación puede servir como referencia para el análisis de nuevas tecnologías y su impacto en distintos grupos demográficos.

Palabras Clave: Inteligencia Artificial; Reclutamiento y Selección; estudiantes universitarios; tecnología

Códigos JEL: M00, M15, M51



Este es un artículo publicado en acceso abierto bajo una Licencia Creative Commons
Autor para correspondencia: Jorge Coronel Aquiles, e-mail: jcoronela@usil.edu.pe

Citación recomendada: Coronel Aquiles, J. (2022) Percepción de los estudiantes universitarios sobre el uso de la Inteligencia Artificial en los procesos de reclutamiento y selección de personal. *Revista de Análisis y Difusión de Perspectivas Educativas y Empresariales*, 2 (3): 35-44, <https://doi.org/10.56216/radee012022jun.a03>

ABSTRACT

Adolescents are the groups most influenced by the impact of recent technologies, especially if they can simplify things for them. Many of these young people are college students and they find in technology an important ally. In this sense, this research seeks to demonstrate how Peruvian college students perceive the importance of technology, particularly Artificial Intelligence as an axis of influence when companies recruit and select their staff. A convenience sample was used where the opinions of 120 students from the last semesters of two colleges in the city of Lima were analyzed. The results indicate that college students perceive a moderate influence of Artificial Intelligence on the Recruitment and Selection processes. This research can serve as a reference for the analysis of new technologies and their impact on different demographic groups.

Keywords: Artificial Intelligence; Recruitment and Selection; college students, technology

JEL Codes: M00, M15, M51

La presente investigación se refiere a la forma en que los estudiantes universitarios peruanos próximos a graduarse perciben a la Inteligencia Artificial en la forma en que las empresas reclutan y seleccionan a su personal. Nos hemos ocupado de este grupo demográfico ya que son ellos de las primeras generaciones en ser evaluadas mediante el uso de Inteligencia Artificial al momento de buscar un trabajo y por eso es muy importante saber cómo perciben ellos este fenómeno antes de graduarse y engrosar las filas de tantos jóvenes que se encuentran buscando un empleo.

La Inteligencia artificial si bien es cierto ayuda al área de Recursos Humanos a hacer estos procesos más ágiles y dinámicos podría no ser tan amigable con aquellos postulantes que no cumplen los criterios de las empresas. Postulantes de más de treinta años podrían sentirse algo desconcertados con el uso de estas nuevas tecnologías, pero jóvenes de entre 18 y 25 probablemente no lo estén y, es más, esto podría parecerles de lo más dinámico y entretenido.

Para entender mejor la relación entre Inteligencia y Reclutamiento y Selección debemos definir a la inteligencia Artificial como la capacidad de las máquinas para usar algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano (Rouhiainen, 2018). Esta definición nos da un alcance de como los futuros graduados tendrán que enfrentarse a algoritmos predictivos en vez de seres humanos al momento de buscar un empleo. Un Algoritmo es una serie de pasos organizados que describe el proceso que se debe seguir para dar solución a un problema específico (Fadul, 2004). Esto quiere decir que las empresas van a determinar ciertos filtros que empezaran a separar candidatos desde el momento que ellos envían sus curriculum vitae.

De la misma forma, debemos puntualizar que el reclutamiento y la selección de recursos humanos deben ser considerados como dos fases de un mismo proceso: el ingreso de recursos humanos a la organización. Si el reclutamiento es una actividad de divulgación, de llamar la atención, de incrementar la entrada y, por lo tanto, una actividad positiva de invitación, la selección es una actividad de oposición, de elección, de escoger y decidir, de clasificación, de filtrar la entrada y, por lo tanto, de restringirla (Chiavenato, 2008). Esta restricción está siendo reemplazada no por sesgos humanos, sino por algoritmos que filtran y separan a los candidatos más idóneos.

La mayoría de los estudiantes que participaron en esta investigación pertenecen a las generaciones Millennial y Z, por lo que están bastante familiarizados con la tecnología y la utilizan en el día a día y por eso la razón para analizar esta percepción busca entender si es

que los estudiantes universitarios próximos a graduarse tenían alguna noción de como la tecnología puede influir en la búsqueda de un empleo

Muchas páginas web de reclutamiento están utilizando algoritmos para filtrar los curriculum según el requerimiento de las empresas, lo que provoca que muchos de ellos no sean llamados para continuar el proceso, sin ellos saber la razón de estos rechazos, lo que se conoce como ATS (Applicant Tracking System) que buscan identificar algunas palabras claves en los curriculum de los postulantes y de esa forma, poder filtrar a aquellos que no cumpliesen con los requerimientos de la empresa.

La investigación se realizó mediante la recopilación de datos a través del uso de una encuesta diseñada para alumnos de los últimos semestres quienes son los potenciales candidatos para evaluar mediante el uso de estas nuevas tecnologías una vez que se gradúen.

Las dos variables planteadas fueron: La Inteligencia Artificial como variable independiente y el proceso de Reclutamiento y Selección como variable dependiente y dentro de cada variable se definieron dos dimensiones. En cuanto a la Inteligencia Artificial, el conocimiento y las Ventajas, así como la Aceptación y Humanización como dimensiones para el Reclutamiento y Selección. Con el planteamiento de estas dimensiones se busca poder desagregar cada variable para poder entenderlas mejor.

La Real academia de la lengua española define el Conocer como experimentar o sentir algo. Es así como el Conocimiento, como dimensión, se refiere a la forma en que los jóvenes universitarios experimentan con la inteligencia artificial en actividades que van desde el uso de Siri, la selección de música en Spotify, cuando Netflix les recomiendan películas según sus preferencias, cuando interactúan con un Chatbot mientras buscan información sobre qué productos o servicios adquirir, entre muchas otras actividades diarias. Inclusive durante la investigación se les consultó si eran conscientes del uso de esta inteligencia artificial en el área de recursos humanos, al que respondieron afirmativamente. Se escogió esta dimensión porque se busca entender que tan familiarizados están los jóvenes universitarios sobre los efectos de la inteligencia artificial cuando se trata de reclutar y seleccionar

Una Ventaja se puede definir como la superioridad de una cosa sobre otra. Entre las principales ventajas de la inteligencia artificial sobre el área de Recursos Humanos podemos mencionar a la reducción de tiempo al revisar curriculum vitae, encontrar mejores candidatos, etc. Es decir, esta dimensión analiza cómo es que la inteligencia artificial tiene un mejor desempeño que una persona realizando la misma actividad de reclutar y seleccionar. Se escogió esta dimensión para entender que tanto perciben los estudiantes universitarios a la inteligencia artificial como superior a un ser humano, y, por ende, mejor.

La Aceptación es la decisión de admitir algo, de asimilar algo que es nuevo y que puede perpetuarse en el tiempo. Esta dimensión se refiere a la forma en que los jóvenes admiten que los procesos de reclutamiento y selección se ven afectados por la inteligencia artificial. Los cambios tecnológicos a causa del Covid-19 han acelerado estos procesos de adaptación, no solo a las empresas, sino también a aquellos usuarios de estas tecnologías. Se escogió esta dimensión para entender si los estudiantes universitarios perciben que la inteligencia artificial se volverá algo rutinario y usual en los procesos los procesos de reclutamiento y selección en las empresas.

Mencionaremos también que la dimensión Humanización se refiere a atribuirle a algo, cualidades humanas. La inteligencia artificial puede hacer los procesos de Recursos Humanos, más objetivos evitando caer en el Sesgo Cognitivo, es decir, la forma en que los reclutadores aceptan o rechazan a un postulante en base a sus propios prejuicios. La inteligencia artificial puede humanizar o deshumanizar los procesos de reclutamiento al reemplazar lo que el ser humano puede hacer. Se escogió esta dimensión para entender como

los universitarios perciben que la inteligencia artificial podría reemplazar a los reclutadores de carne y hueso en un futuro.

METODOLOGÍA

El método de esta investigación es inductivo; con enfoque cuantitativo; y de tipo, transversal, no experimental, y analítico. La población estuvo conformada por 500 estudiantes de los últimos ciclos de dos universidades de la ciudad de Lima, de donde se seleccionaron 120 individuos por un muestreo por conveniencia. Los participantes aceptaron voluntariamente a responder el cuestionario y se les garantizó confidencialidad en sus respuestas; además, se les mencionó que los resultados serían publicados de manera agregada. Las características la muestra son: la edad promedio de 18 años (SD = 1.5 años).

Instrumento de medición

Se elaboró un instrumento de medición sobre el uso de la inteligencia artificial en la selección y reclutamiento del nuevo personal, conformado por una escala Likert con respuestas que va de 1 (totalmente en desacuerdo), hasta 5 (totalmente de acuerdo). Las preguntas (ítems) hacen referencia a las ventajas, el uso, la humanización, y la aceptación, de la inteligencia artificial. La escala se validó con cinco jueces, quienes emitieron sus opiniones en cada ítem sobre, la relevancia, coherencia, suficiencia, y pertinencia, con un resultado en el coeficiente V-Aiken de 1 (por ítem, dimensión, e instrumento).

Modelo teórico propuesto

Se ha propuesto un modelo teórico sobre la percepción que tienen los estudiantes universitarios en el uso de la inteligencia artificial y como estos influye en el reclutamiento y selección del nuevo personal. El modelo de medida se representó con constructos de primer orden, medidos con relaciones puramente reflexivas. El uso de la inteligencia artificial conformado por dos dimensiones, el conocimiento con dos ítems, y la ventaja con tres ítems; mientras que el reclutamiento y selección del nuevo personal, medido a través de la dimensión aceptación, y humanización, ambos con tres ítems. El modelo estructural lo conforman cada hipótesis (H1, H2, H3, y H4) que se planteó en el presente estudio. La representación gráfica del modelo propuesto se puede visualizar en la Figura 1

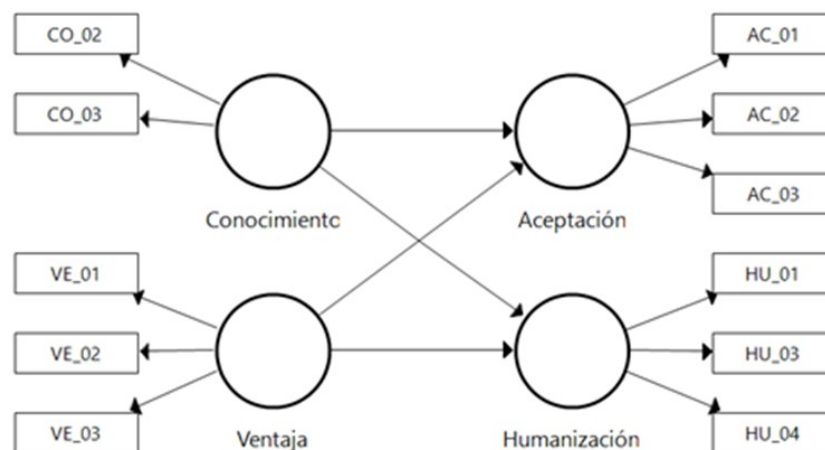


Figura 1: Modelo teórico propuesto

RESULTADOS

El análisis cuantitativo de los datos se desarrolló con la técnica de modelos de ecuaciones estructurales (SEM) bajo el enfoque de mínimos cuadrados parciales (PLS). De manera similar a los modelos SEM basados en la covarianza (CB), PLS ayuda a evaluar relaciones o predicciones simultáneas entre distintas variables latentes (modelo estructural); sin embargo, la diferencia radica en que PLS SEM es una técnica estadística no paramétrica que cuenta con menos restricciones en términos de tamaño de la muestra, y no requiere una distribución normal multivariada de los datos (Hair et al., 2019). Su uso es apto con fines exploratorios o confirmatorios; es decir cuando se quiere confirmar una teoría existente consolidada, o se busca explorar nuevos modelos de medidas o relaciones entre los constructos (Chinn, 2010). Este último fue el caso del estudio aquí presentado.

Dentro de la aproximación de la modelización con PLS, el modelo de medida puramente reflexivo comprende una evaluación de la validez convergente, validez discriminante, y confiabilidad. La validez convergente se evalúa con la carga factorial (λ), varianza explicada (λ^2), y varianza promedio extraída (AVE); cuyos valores deben ser, $\lambda > 0.7$, $\lambda^2 > 0.5$, y $AVE > 0.5$ (Hair et al., 2019). La confiabilidad con el método de la consistencia interna se valora con el coeficiente Alfa de Cronbach (α) y Omega (ω); que deben situarse entre 0.7 a 0.95 (Hair et al., 2019). La validez discriminante se evalúa con tres criterios: Fornell y Larcker, donde la raíz cuadrada del AVE de un constructo debe ser superior a las correlaciones de este con otros constructos del modelo (Hair et al. 2019); Heterotrait monotrait ratio (HTMT), cuyos coeficientes de correlaciones deben ser inferiores de 0.9 (Henseler et al., 2015); y cargas cruzadas, donde las correlaciones de los ítems con su constructo deben ser superior a las correlaciones de estos mismos ítems con otros constructos del modelo (Hair et al., 2019).

Por otro lado, en la evaluación del modelo estructural bajo el enfoque del PLS SEM, se considera los siguientes indicadores: la colinealidad entre los constructos exógenos, medido con el factor de inflación de la varianza (VIF), donde resultados < 3 , y < 5 , corresponden a colinealidad no importante y poco importante respectivamente (Hair, Babin, Anderson y Black, 2019); la varianza explicada de las variables endógenas (R^2), cuyos valores 0.67, 0.33, y 0.19 corresponden a varianzas descritas como sustanciales, moderadas y débiles respectivamente (Chin, 2010); la Relevancia predictiva de los constructos (Q^2), donde los valores > 0 dan cuenta que el modelo de regresión PLS tiene validez predictiva (Chin, 1998), aunque recientemente se estableció que valores de Q^2 de 0.02, 0.15, y 0.35, informan de relevancia predictiva débiles, moderados y sustanciales respectivamente (Hair et al., 2019); el tamaño de los coeficientes betas (β) y su significancia estadística (p-valor), donde resultados significativos (p-valor < 0.05), y altamente significativos (p-valor < 0.01), representan a relaciones hipotetizadas como importantes, y muy importantes respectivamente (Hair et al., 2019); y el tamaño de efecto (f^2), cuyos valores 0.02, 0.15, y 0.35 dan cuenta de efectos débiles, moderados y sustanciales respectivamente (Cohen, 1988).

Por último, se debe considerar en la técnica PLS-SEM, la evaluación del ajuste del modelo global mediante, el residual cuadrático medio estandarizado (SRMR), la distancia euclidiana al cuadrado (d_{ULS}), y la distancia geodésica (d_G). Si el valor de estas distancias obtenidos en la muestra original es inferior al límite superior del intervalo de confianza al 95% o 99% obtenido por procedimiento bootstrap entonces el modelo tiene un buen ajuste, puesto que la matriz de correlación implícita en su modelo y la matriz de correlación empírica es tan pequeña que puede atribuirse puramente a un error de muestreo (Albort-Morant, Henseler, Cepeda-Carrión, y Leal-Rodríguez, 2018).

Tabla 1. Validez convergente y confiabilidad

Dimensiones	Ítems	Validez convergente			Confiabilidad	
		λ	λ^2	AVE	Alfa	Compuesta
Aceptación	AC_01	0.774	0.600	0.504	0.522	0.746
	AC_02	0.508	0.258			
	AC_03	0.810	0.655			
Conocimiento	CO_02	0.935	0.874	0.625	0.453	0.761
	CO_03	0.613	0.375			
Humanización	HU_01	0.706	0.498	0.508	0.523	0.750
	HU_03	0.708	0.501			
	HU_04	0.725	0.525			
Ventajas	VE_01	0.732	0.536	0.642	0.728	0.842
	VE_02	0.774	0.599			
	VE_03	0.8902	0.793			

Fuente: Elaboración propia.

A partir de todo lo anterior, los resultados del modelo de medida obtenido por PLS son satisfactorios. En general, los reactivos tienen $\lambda > 0.7$, y $\lambda^2 > 0.5$, y $AVE > 0.5$; sin embargo, AC_02, y CO_03 resultan tener ajustes inadecuados en λ y λ^2 , aunque no afectan a la estimación del AVE. De allí que se puede concluir que todos los reactivos presentan validez convergente; es decir, quedan ubicados en sus respectivos constructos (Ver Tabla 1). Los índices de fiabilidad fueron satisfactorios para todos los constructos al considerar la fiabilidad compuesta (0.746 a 0.842); mientras que el Alfa de Cronbach, considera aceptable (0.728) solamente a la dimensión ventajas; no obstante, la fiabilidad compuesta es una medida de consistencia interna mejor que el Alfa de Cronbach, puesto que considera todas las cargas factoriales del modelo en estudio (Ver Tabla 1).

La validez discriminante de la escala se confirmó mediante tres criterios. El primero corresponde al criterio de Fornell y Larcker, lo mismo que se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2. Criterio de Fornell y Larcker

	Aceptación	Conocimiento	Humanización	Ventaja
Aceptación	(0.710)			
Conocimiento	0.370	(0.791)		
Humanización	-0.055	0.109	(0.713)	
Ventaja	0.512	0.354	-0.163	(0.802)

Fuente: Elaboración propia

Mediante este criterio la validez discriminante queda establecida, puesto que los valores de la diagonal (\sqrt{AVE}) son superiores a las correlaciones entre pares de diferentes constructos. El segundo criterio corresponde a la HTMT, que se muestra en la Tabla 3.

Con este criterio al igual que el anterior, la validez discriminante queda establecido, puesto que los valores de HTMT para, Aceptación y Conocimiento, Aceptación y Humanización, Aceptación y Ventaja, Conocimiento y Humanización, Conocimiento y Ventaja, y Humanización y Ventaja, son inferiores de 0.9. El ultimo criterio para evaluar la validez discriminante pertenece a las cargas cruzadas, que se observa en la Tabla 4.

Tabla 3. *Criterio de HTMT*

	Aceptación	Conocimiento	Humanización
Conocimiento	0.6131		
Humanización	0.4415	0.2413	
Ventaja	0.7534	0.6893	0.2875

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4. *Criterio de las cargas cruzadas*

Ítems	Aceptación	Conocimiento	Humanización	Ventaja
AC_01	0.774	0.284	-0.001	0.382
AC_02	0.508	0.093	-0.224	0.221
AC_03	0.810	0.342	0.005	0.445
CO_02	0.379	0.935	0.085	0.252
CO_03	0.151	0.613	0.104	0.394
HU_01	0.057	0.058	0.706	-0.096
HU_03	0.039	0.101	0.708	-0.109
HU_04	-0.187	0.070	0.725	-0.139
VE_01	0.358	0.359	-0.036	0.732
VE_02	0.262	0.156	-0.256	0.774
VE_03	0.546	0.321	-0.122	0.890

Fuente: Elaboración propia.

Con este criterio al igual que los anteriores, la validez discriminante queda establecido, puesto que las correlaciones estimadas de los reactivos AC con la aceptación es muy superior a las correlaciones de estos mismos reactivos con él, Conocimiento, Humanización, y ventaja; similares resultados se encuentran con los reactivos conformado por CO, HU, y VE.

Tabla 5. *Colinealidad*

	Aceptación	Humanización	Clasificación
Conocimiento	1.143	1.143	No importante
Ventaja	1.143	1.143	No importante

Fuente: Elaboración propia.

De manera general, los resultados del modelo estructural son bastante satisfactorio. Las variables exógenas tienen coeficientes FIV no importantes; en consecuencia, las correlaciones existentes entre el conocimiento y ventaja no sesgan la estimación de los coeficientes betas (Ver Tabla 5).

El R2 ajustado obtiene un valor moderado en la aceptación y débil en la humanización (Ver Tabla 6). Con un 95% de confianza se tiene que el modelo explica, entre el 17.03% a 47.97% de la variación ocurrido en la aceptación, y entre el 1.71% a 20.15% de los cambios sucedidos en la humanización.

Tabla 6. Varianza explicada

Variables endógenas	R ₂ Ajustado	IC _{95%}		Clasificación
		Inferior	Superior	
Aceptación	0.2911	0.1703	0.4797	Moderado
Humanización	0.0422	0.0171	0.2015	Débil

NOTA. Bootstrapping 5000 muestras y método percentil. Fuente: Elaboración propia

Tabla 7. Secuencias y comprobación de hipótesis

Hipótesis	MO	MM	SD	T	p-valor
Con -> Aceptación	0.2152	0.226	0.0883	24.377	0.0148
Con -> Humanización	0.1906	0.2121	0.1391	13.704	0.1706
Vent -> Aceptación	0.4361	0.4431	0.0772	56.502	0.0001
Vent -> Humanización	-0.2305	-0.2648	0.1091	2.1124	0.0347

NOTA. Bootstrapping 5000 muestras

Con: Conocimiento; Ven: Ventaja; MO: Muestra original; MM: Media de la muestra; SD: Desviación estándar
 Fuente: Elaboración propia

Exceptuando la hipótesis H2 los resultados estadísticos apoyan las relaciones hipotetizadas en el modelo estructural (Ver Tabla 7). En consecuencia, es posible afirmar que la percepción en la ventaja y conocimiento influye directamente en la aceptación; no obstante, solamente, la percepción en la ventaja influye negativamente en la Humanización.

Tabla 8. Tamaño del efecto

Relaciones	F ₂	IC _{95%}		Clasificación
		Inferior	Superior	
Con -> Acep	0.0581	0.0036	0.1995	Débil
Con -> Hum	0.0337	0.0003	0.2024	Débil
Vent -> Acep	0.2387	0.0912	0.5343	Moderado
Vent -> Hum	0.0493	0.0018	0.2371	Débil

NOTA. Bootstrapping 5000 muestras y método percentil

Con: Conocimiento; Ven: Ventaja; Acep: Aceptación, Hum: Humanización. Fuente: Elaboración propia

Los tamaños de efectos estimados van de débil a moderado (Ver Tabla 8). Con un 95% de confianza la variable exógena que tiene mayor efecto, en la aceptación es la ventaja con un f₂ entre 0.09 a 0.53, lo mismo ocurre para la humanización donde la ventaja obtiene un f₂ entre 0.002 a 0.237.

La relevancia predictiva conjunta de las variables exógenas se muestra en la tabla 9; así, se tiene que la ventaja y conocimiento predicen, débilmente a la humanización con un valor de Q₂ de 0.009, y moderadamente a la aceptación con un Q₂ de 0.125.

Por último, se tiene que el ajuste global del modelo es satisfactorio a un 99% de confianza, puesto que los valores de SRMR, d_{ULS}, y d_G, obtenido en la muestra original

para el modelo propuesto, es inferior al límite superior del intervalo de confianza al 99% obtenido por procedimiento bootstrapping.

Tabla 9. *Relevancia predictiva*

	SSO	SSE	Q ² (=1-SSE/SSO)	Clasificación
Aceptación	360	314.84	0.1254	Moderado
Conocimiento	240	240		
Humanización	360	356.90	0.0086	Débil
Ventaja	360	360		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 10. *Ajuste global*

Medidas	Modelos	MO	MM	95%	99%
SRMR	Saturado	0.1198	0.0822	0.097	0.1279
	Estimado	0.1198	0.0843	0.0997	0.1219
d_ ULS	Saturado	0.9476	0.4527	0.6211	10.795
	Estimado	0.948	0.4754	0.6558	0.9808
d_ G	Saturado	0.2771	0.2026	0.2476	0.3042
	Estimado	0.277	0.2045	0.2491	0.2982

NOTA. Bootstrapping 5000 muestras y método percentil

MO: Muestra original; MM: Media de la muestra. Fuente: Elaboración propia

CONCLUSIÓN

Según los resultados encontrados se concluye que los estudiantes universitarios peruanos perciben que existe una influencia moderada de la inteligencia artificial sobre los procesos de reclutamiento y selección. Esto se sustenta en el análisis de las respectivas dimensiones de cada variable: Inteligencia artificial y reclutamiento y selección y sobre cuyas relaciones podemos afirmar que:

1. En cuanto a la relación entre el conocimiento de la inteligencia artificial y su aceptación, podemos afirmar que el nivel de conocimiento genera cambios en la percepción de su uso en los procesos de reclutamiento y selección. Este nivel de influencia positiva significa que a medida que los estudiantes universitarios se familiaricen más con estas nuevas tecnologías, no tendrán problema en que sean utilizadas cuando ellos estén postulando a un puesto de trabajo
2. Podemos afirmar que el conocimiento de la inteligencia artificial no genera cambios en la percepción de la humanización de los procesos de reclutamiento y selección. Esto quiere decir que los estudiantes universitarios perciben que mientras más conozcan de la tecnología, aceptan que esto, deshumanizara el proceso ya que no tendrían ningún problema en ser evaluados por un software predictivo que por un reclutador de carne y hueso
3. La relación entre la Ventaja y la Aceptación es la más fuerte de entre las relaciones de todas las dimensiones. Esto quiere decir que los universitarios perciben que mientras

más ventajas ellos perciban acerca de la inteligencia artificial mayor será la aceptación en el reclutamiento y selección

4. En cuanto a la Ventaja y la Humanización, también existe una influencia moderada entre ambas. Esto quiere decir que mientras más se perciban las ventajas de la inteligencia artificial, más aceptaran que puede reemplazar a un reclutador humano en los procesos de selección.

Mencionamos al comienzo de este artículo que los jóvenes son el grupo más sensible a los cambios tecnológicos y el panorama laboral que ellos enfrentarán una vez graduados está en un proceso de cambios continuos. La pandemia del COVID-19 ha acelerado estos cambios de una forma que aún estamos descubriendo, así como los jóvenes a quienes nos hemos referido en estas líneas ya que ellos serán de las primeras generaciones en ser evaluadas no en su totalidad, pero mayormente por softwares de reclutamiento predictivo.

REFERENCIAS

- Albort-Morant, G. Henseler, J. Cepeda-Carrión, G. y Leal-Rodríguez, A.L. (2018). Potential and Realized Absorptive Capacity as Complementary Drivers of Green Product and Process Innovation Performance, *sustainability*, 10, 381, 1-20. <https://doi.org/10.3390/su10020381>
- Chiavenato, I. (2008). Administración de Recursos Humanos. El Capital Humano de las Organizaciones. Disponible en: https://www.academia.edu/34007846/8va_Administracion_de_recursos_humanos_El_capital_humano_pdf
- Chin W.W. (2010) How to Write Up and Report PLS Analyses. In: Esposito Vinzi V., Chin W., Henseler J., Wang H. (eds) Handbook of Partial Least Squares. Springer Handbooks of Computational Statistics. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8_29
- Chin, W. (1998). The partial least square approach to structural equation modelling. En G. Marcoulides (Ed.), *Modern Methods for Business Research* (pp. 295-369). Mahawah, Estados Unidos: Lawrence Erlbaum.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Fadul, Alexander. (2004). *Diseño Estructurado de Algoritmos*. Disponible en: books.google.es/books?isbn=9789584414588
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis*. (8th ed.). Boston: Cengage.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., y Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Boston: Cengage.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Castillo Apraiz, J., Cepeda Carrión, G., y Roldán, J.L. (2019). *Manual de Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (Segunda Edición). OmniaScience: Barcelona, España.
- Henseler, J., Ringle, C.M. & Sarstedt, M. A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *J. of the Acad. Mark. Sci.* 43, 115–135 (2015). <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Real Academia Española: *Diccionario de la lengua española*, 23.^a ed., [versión 23.4 en línea]. <<https://dle.rae.es>>
- Rouhiainen, L. (2008). *Inteligencia Artificial: 101 cosas que debes saber sobre nuestro futuro*. Disponible en: https://www.planetadelibros.com/libros_contenido_extra/40/39307_Inteligencia_artificial.pdf