

Análisis Factorial Confirmatorio de la Inteligencia Colectiva en Estudiantes Universitarios Peruanos

Gustavo Leonel Álvarez Sierra¹

gualvarez@uncp.edu.pe

<https://orcid.org/0000-0002-8453-7352>

Universidad Nacional del Centro del Perú

Karina Rosario Palomino Carhuallanqui

kapalomino@uncp.edu.pe

<https://orcid.org/0000-0002-8719-5255>

Universidad Nacional del Centro del Perú

Cesar Roberto Toykin Mucha

ctoykin@uncp.edu.pe

<https://orcid.org/0009-0004-7050-907X>

Universidad Nacional del Centro del Perú

Elías Chaccha Tinoco

echaccha@uncp.edu.pe

<https://orcid.org/0000-0002-5776-8745>

Universidad Nacional del Centro del Perú

RESUMEN

El objetivo del estudio fue examinar si el modelo propuesto se puede utilizar para medir y controlar la inteligencia colectiva en el contexto de los estudiantes universitarios. Se exploró que los datos reales se plasmen con la estructura de los supuestos teóricos, utilizando el análisis factorial confirmatorio para explicar, aplicando un cuestionario de 14 ítems, y luego realizar un análisis factorial confirmatorio sobre los datos, se realizó un ajuste del modelo, para evaluar el modelo final. La muestra consistió en 100 estudiantes matriculados en el periodo 2023-II de la Facultad de Ingeniería Metalúrgica y de Materiales de la Universidad Nacional del Centro del Perú. Los resultados revelaron que los índices de bondad de ajuste eran apropiados. También se observó el índice de confiabilidad adecuado. Estos resultados se analizaron en el contexto de la investigación existente sobre la inteligencia colectiva en el entorno académico. Se concluyó que los descubrimientos respaldan la validez y confiabilidad del instrumento utilizado para medir la inteligencia colectiva de los estudiantes universitarios mediante el modelo ajustado, lo que sugiere su utilidad en futuros proyectos de investigación y para mejorar aún más este enfoque.

Palabras claves: análisis factorial confirmatorio; inteligencia colectiva; estudiantes

¹ Autor principal.

Correspondencia: gualvarez@uncp.edu.pe

Confirmatory Factor Analysis of Collective Intelligence in Peruvian University Students

ABSTRACT

The objective of the study was to examine whether the proposed model can be used to measure and control collective intelligence in the context of university students. It was explored that the real data are reflected in the structure of the theoretical assumptions, using confirmatory factor analysis to explain, applying a 14-item questionnaire, and then carrying out a confirmatory factor analysis on the data, an adjustment of the model was carried out, to evaluate the final model. The sample consisted of 100 students enrolled in the 2023-II period of the Faculty of Metallurgical and Materials Engineering of the National University of Central Peru. The results revealed that the goodness-of-fit indices were appropriate. The adequate reliability index was also observed. These results were analyzed in the context of existing research on collective intelligence in the academic environment. It was concluded that the findings support the validity and reliability of the instrument used to measure the collective intelligence of university students using the adjusted model, suggesting its usefulness in future research projects and to further improve this approach.

Keywords: confirmatory factor analysis; collective intelligence; students

Artículo recibido 04 noviembre 2023

Aceptado para publicación: 09 diciembre 2023

INTRODUCCIÓN

La inteligencia colectiva abarca un amplio espectro de disciplinas que involucran el aprendizaje colaborativo. La mayoría de los ejemplos prácticos de inteligencia colectiva se basan en la combinación de recursos humanos y tecnológicos, así como en la interacción entre organizaciones y redes. Al igual que hoy en día es difícil concebir la inteligencia individual sin la ayuda de dispositivos como gafas para leer o teléfonos móviles, también es valioso considerar diversos tipos de inteligencia como fusiones, resultado de la colaboración entre individuos, objetos y herramientas. De acuerdo a los aportes de Malone y Bernstein (2022), quienes han contribuido al campo de la inteligencia colectiva al explorar cómo las personas pueden colaborar eficazmente y utilizar la tecnología para lograr objetivos compartidos, se destaca la noción de que los grupos pueden ser más inteligentes y eficaces en conjunto que individualmente cuando cuentan con las herramientas y estructuras adecuadas para colaborar.

La inteligencia colectiva implica la capacidad de un grupo o comunidad para abordar desafíos, tomar decisiones, generar ideas y llevar a cabo tareas de manera eficiente y efectiva, aprovechando la diversidad de conocimientos, habilidades y perspectivas de sus miembros. Se parte de la premisa de que un grupo de individuos, cuando colabora adecuadamente, puede superar las limitaciones individuales y lograr resultados más exitosos de lo que cualquiera de sus miembros podría alcanzar de forma individual. El campo de la inteligencia colectiva también se basa en conceptos de otros campos, como la economía, la sociología, las ciencias políticas y la teoría de la organización, que estudian grupos (Malone y Bernstein, 2015), el estudio del comportamiento de grupo desde el nivel de los quarks hasta el nivel de las bacterias, las plantas, los animales y la sociedad humana.

En la actualidad, las redes sociales como Twitter y Facebook, así como los motores de búsqueda como Google, han adquirido una influencia que abarca a la sociedad más allá de la mera participación popular, y se hace referencia al concepto de "Inteligencia Colectiva" como su fundamento. Un ejemplo sobresaliente del poder de la inteligencia colectiva es Wikipedia, que se originó el 15 de enero de 2001 mediante la combinación de la plataforma "Wiki", que permite a cualquier persona acceder a una página web y participar activamente en su edición. Desde entonces, Wikipedia ha experimentado un crecimiento extraordinario. Al inicio, en enero de 2001, esta enciclopedia libre contenía tan solo 31 palabras. Sin embargo, gracias a la participación voluntaria de usuarios de Internet, el número total de

artículos, en diversos idiomas, superó los 6 millones en 2007 y rebasó los 10 millones de palabras en 2009. Wikipedia es un destacado ejemplo de colaboración voluntaria.

En la misma línea el nivel de uso de Wikipedia también supera significativamente al de la Enciclopedia Británica en línea. En términos de porcentaje de usuarios de los sitios, en marzo de 2007, el porcentaje de usuarios de la Enciclopedia Británica en línea fue solo del 0.03%, en contraste con el 5.87% de Wikipedia, que es aproximadamente 195 veces mayor. Además, en términos de clasificación de sitios web según el número de visitantes, Wikipedia ocupa el puesto 11, mientras que la Enciclopedia Británica se encuentra en el puesto 4449. Estamos actualmente inmersos en la realidad que fue anticipada por uno de los primeros visionarios de la inteligencia artificial, Licklider promovió la idea de la colaboración entre humanos y redes digitales. Esta visión fue compartida por Mulgan (2018).

MARCO TEÓRICO

La inteligencia colectiva

Georgi (2012) describe la inteligencia colectiva como la búsqueda de beneficios a través de la participación, donde las personas interactúan de manera más inteligente y logran resultados superiores a los que podrían obtener individualmente. Esto se logra a la vez que las personas persiguen sus objetivos personales. Según Smith (1994), la inteligencia colectiva implica que un grupo de individuos actúe de manera coordinada y cohesionada, como si funcionara como un único organismo inteligente en lugar de una colección de agentes independientes. Por otro lado, Levy (1994) la describe como una forma de inteligencia que se encuentra distribuida entre los individuos, se mejora constantemente, opera en tiempo real y moviliza eficazmente las habilidades.

La inteligencia colectiva se conceptualiza como un sistema adaptativo complejo, donde las interacciones entre agentes individuales generan comportamientos colectivos emergentes. Se utilizan herramientas y conceptos de la teoría de sistemas complejos para comprender cómo surgen patrones y comportamientos a nivel colectivo. En el ámbito de la informática, la inteligencia colectiva se relaciona con el estudio de algoritmos y sistemas que permiten la colaboración entre humanos y máquinas. La creación de plataformas en línea y redes sociales ha llevado a nuevas formas de participación y generación de conocimiento colectivo. También Se examina cómo las conexiones y relaciones entre individuos en una red influyen en la inteligencia colectiva.

El concepto de "Teoría de los Enjambres" o "Mentes Colmena" (Miller, 2007) se deriva de estudios relacionados con hormigas, colmenas de abejas y cardúmenes de peces. El avance de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) ha renovado el interés en la "inteligencia colectiva" (también conocida como "sabiduría de las multitudes" (Surowiecki, 2005). La Inteligencia Colectiva es el resultado de la combinación de inteligencia individual, pero como un sistema adaptativo complejo, su valor supera la mera suma de las inteligencias individuales. A medida que los agentes adaptativos, representando la inteligencia individual, interactúan tanto de manera individual como colaborativa, la Inteligencia Colectiva emerge gradualmente (Yuan, 2007). La relevancia y la aplicación interdisciplinaria han convertido a la inteligencia colectiva en un tema de investigación popular en tiempos recientes (Awal & Bharadwaj, 2014).

Además, la inteligencia colectiva puede entenderse como una forma de red, como Internet, habilitada por avances en la tecnología de la comunicación. La Web 2.0 permite la interacción, permitiendo a los usuarios publicar su propio contenido. La inteligencia colectiva utiliza esta dinámica para mejorar el intercambio social de conocimientos preexistentes. Henry Jenkins, un destacado teórico de nuevos medios y convergencia de medios, atribuye la inteligencia colectiva a la convergencia de medios y la cultura compartida. No solo se trata de la contribución cuantitativa de información de diversas culturas, sino también de una contribución cualitativa.

Un pionero de la inteligencia colectiva, George Pór, definió la inteligencia colectiva como "la capacidad de las comunidades humanas para evolucionar hacia un orden superior de complejidad y armonía a través de mecanismos innovadores de diferenciación e integración, competencia y colaboración". Tom Atlee y George Pór afirman que "la inteligencia colectiva también incluye la realización de un enfoque único y una medida estándar para proporcionar umbrales apropiados para la acción". Su enfoque tiene sus raíces en metáforas de la comunidad científica.

Levy (1994) consideran la inteligencia colectiva, desde la perspectiva de la comunicación de masas, centrándose en las capacidades de la tecnología de la información y la comunicación en red para mejorar la base de conocimiento de la comunidad. Las decisiones tomadas por un solo individuo a menudo son menos precisas que las decisiones tomadas por mayoría de votos, la inteligencia colectiva (inteligencia colectiva) es una sabiduría compartida o grupal, y las opiniones de todos se recopilan y luego se

transforman en decisiones un proceso de. Surge de la cooperación y competencia de muchos individuos. La inteligencia colectiva se forma en bacterias, animales, humanos y redes informáticas, y emerge como toma de decisiones por consenso en muchas formas.

La inteligencia colectiva se basa en el libro las Hormigas: su estructura, desarrollo y comportamiento publicado por William Morton Wheeler, profesor de la Universidad de Harvard y eminente entomólogo, y es un concepto propuesto inicialmente a partir de la observación. Por otro lado, más allá de esta simple definición conceptual de inteligencia colectiva, también se presenta como valor proposicional que “el resultado de la actividad intelectual creada por la reunión de varios individuos es superior al resultado del mejor individuo entre ellos”. Surowiecki (2005) da como resultado que, al compararlos juicios colectivos de los expertos en pronósticos y la gente común, los juicios colectivos siempre fueron superiores, se presentan como ejemplos que demuestran la excelencia de la inteligencia colectiva.

La inteligencia colectiva también se puede definir como la propiedad emergente de sinergias entre tres elementos:

Información/conocimiento;

Software/hardware, y

Expertos y otros con perspicacia que aprenden continuamente de la retroalimentación para producir conocimiento justo a tiempo para tomar mejores decisiones que cualquier actor que actúe solo (Glenn, 2015)

En general, las decisiones grupales están más cerca de las soluciones que el promedio de las decisiones individuales. Nadie ha estado nunca en el espacio, pero mientras el grupo discute, los miembros sienten que tienen razón sobre una opinión cercana a las soluciones. Esto se debe a que la estructura de conocimiento que determina las soluciones se comparte hasta cierto punto. La condición de consenso unánime que examina suficientemente la información es un enfoque más fácil para la solución, pero incluso si se aplica la regla de la mayoría, existe una alta probabilidad de que se obtenga aproximadamente una conclusión utilizando la parte compartida del conocimiento. En otras palabras, la conformidad empuja a los grupos en la dirección correcta a menos que el conocimiento compartido sea incorrecto. Este es uno de los efectos de la inteligencia colectiva (Arima, 2022).

Varios indicadores de rendimiento se utilizan en la investigación de inteligencia colectiva. Por ejemplo, permítanme presentarles la investigación presentada por los principales institutos de investigación en la Conferencia de Inteligencia Colectiva celebrada en los Estados Unidos. El equipo de investigación de inteligencia colectiva del MIT, una meca para la investigación de inteligencia colectiva, ha desarrollado un método para medir los factores generales de inteligencia de los grupos (Woolley et al., 2010). El equipo realizó un análisis factorial del desempeño del grupo en una variedad de tareas similares a las pruebas de inteligencia. En esta investigación, el factor de inteligencia general es un índice de la inteligencia colectiva, y el índice de victorias de los partidos jugados por los equipos es un criterio externo. IARPA y DARPA, un instituto de investigación del Departamento de Defensa de EE. UU., están tratando de aplicar la inteligencia colectiva a las predicciones futuras. Matheny (2014) informó sobre resultados experimentales que permitieron a los participantes predecir política, ciencia y tecnología, salud y otros eventos que podrían ocurrir dentro de un año. Los resultados experimentales revelaron que el desempeño promedio (inteligencia colectiva) del equipo con 20 a 25 personas superó a los expertos. En este caso, la tasa de realización después de 1 año es el criterio externo. La NASA informó que había realizado un concurso para mejorar la eficiencia de los paneles solares en la estación espacial y que los participantes en el concurso ofrecieron mejores soluciones que las de los expertos de la NASA (Lakhani, 2014). En este estudio, el mejor desempeño de los miembros es el índice de inteligencia colectiva, y la eficiencia de generación de energía es el criterio externo. La investigación empírica relacionada con la inteligencia colectiva antes mencionada se lleva a cabo en diversos contextos de investigación en respuesta a solicitudes de diversas organizaciones. Por lo tanto, es imposible comparar simplemente el desempeño de la multitud con el de los mejores miembros. Este estudio clasifica las tareas en tareas con respuestas correctas y tareas sin respuestas correctas y aclara el índice de inteligencia colectiva que tiene cada tarea (Arima, 2022).

Materiales y métodos

El análisis factorial confirmatorio de la inteligencia colectiva de los estudiantes es una técnica estadística utilizada para verificar la estructura de los modelos teóricos de la inteligencia colectiva de los estudiantes. La inteligencia colectiva es la capacidad de un grupo de personas para resolver

problemas, tomar decisiones y producir soluciones colectivamente, utilizando los diversos conocimientos y habilidades de sus miembros.

En el transcurso de este análisis, se recopilarán datos sobre los estudiantes que participan en el estudio, que se utilizaron para evaluar la validez del modelo teórico de inteligencia colectiva propuesto. El propósito del análisis factorial confirmatorio es verificar si las variables observadas (respuestas a preguntas sobre cooperación, interacción y toma de decisiones) corresponden a la estructura esperada del modelo teórico.

El objetivo es examinar si el modelo propuesto se puede utilizar para medir y controlar la inteligencia colectiva en el contexto de los estudiantes universitarios. Si los datos recopilados se ajustan bien al modelo, puede estar seguro de que el modelo teórico es válido y que la inteligencia colectiva se puede medir en la población estudiantil que se estudia. De lo contrario, se puede modificar el modelo o revisar la teoría subyacente para mejorar la validez del análisis.

Basándose en un modelo de literatura e investigación existente, los datos de la encuesta se recopilarán de una muestra de encuestados. Operamos cada factor contenido en el modelo en cuatro dimensiones de medición, haciendo referencia a la literatura existente, se desarrollará preguntas de medición utilizando la escala tipo Likert.

Población y muestra

La investigación se realizó en la Universidad Nacional del Centro del Perú. La muestra fue de 100 estudiantes matriculados de la Facultad de Ingeniería Metalúrgica y de Materiales del semestre 2023-II.

Técnica e instrumentos de recolección de datos

Se utilizaron varios índices para evaluar la calidad de ajuste del modelo. En primer lugar, se empleó el cociente entre Chi cuadrada y sus grados de libertad (χ^2/df), que sugiere que los valores entre 2 y 5 de χ^2/df indican un ajuste razonable (Hair, et al., 1999). En segundo lugar, se consideraron el Residuo Cuadrático Medio de Aproximación (RMSEA) y el Residuo Estándar Cuadrático Medio (SRMR). Estos indicadores se consideran excelentes si sus valores son menores a 0.05 (Byrne, 2016) y señalan un ajuste aceptable en el rango de 0.05 a 0.075 (Moral de la Rubia, 2016). Además de estos, se tuvieron en cuenta el Índice de Bondad de Ajuste (GFI), el Índice de Bondad de Ajuste Comparativo

(CFI), el Índice de Ajuste Normado (NFI) y el Coeficiente de Tucker-Lewis (TLI). Valores cercanos a 1 en estos índices indican un ajuste excelente, aunque valores superiores a 0.90 se consideran aceptables (Hair et al., 1999; Moral de la Rubia, 2016). Por último, se evaluaron el Índice de Ajuste Relativo (RFI) y el Índice de Ajuste Incremental (IFI). Valores cercanos a 1 en estos índices también señalan un ajuste sobresaliente (Bollen, 1986; Bollen, 1989).

Instrumento de evaluación

Se utilizó el instrumento basado de Venegas (2015), que consta de 14 ítems, desarrollado en la aplicación del concepto y teoría de la inteligencia colectiva.

RESULTADOS

La fiabilidad del instrumento proyecta para un alfa .85, y siguiendo el criterio de George y Mallery (2003), se obtuvo un nivel de confiabilidad aceptable, superior a .80.

Gráfico 1. Modelo factorial sin ajuste

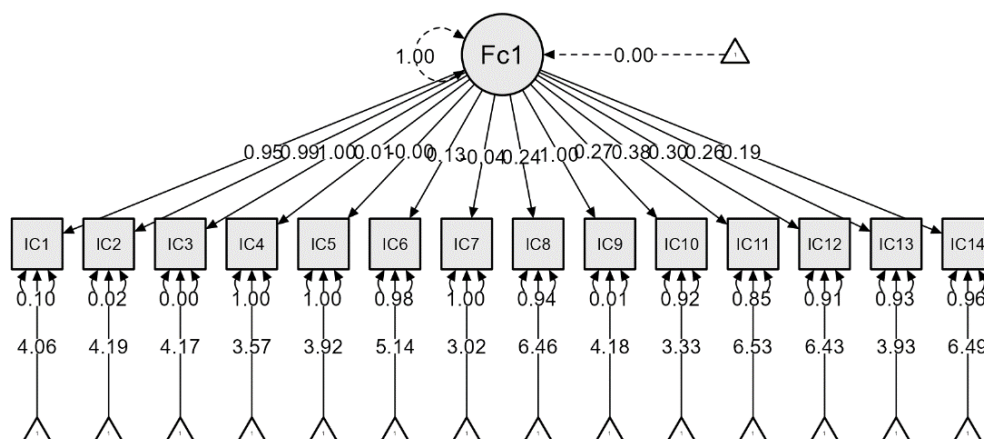


Gráfico 2. Desajustado (modelo sin ajustes)

	IC1	IC2	IC3	IC8	IC9	IC10	IC11	IC12	IC13	IC14
IC1	0									
IC2	.02	0								
IC3	0	0	0							
IC8	.05	.02	0	0						
IC9	0	0	0	.01	0					
IC10	.07	0	0	.08	.01	0				
IC11	.05	.02	0	.21	0	.15	0			
IC12	.08	.01	0	.08	.01	.13	.27	0		
IC13	.01	.01	0	.18	.01	.22	.14	.07	0	
IC14	.07	0	0	.33	.01	.22	.16	.35	.04	0

Gráfico 3. Modelo factorial con ajuste

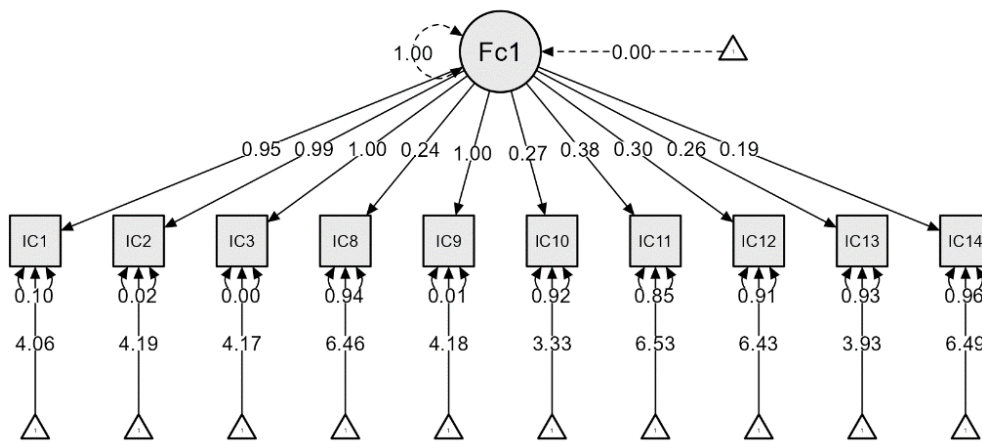


Gráfico 4. Desajustado (modelo con ajustes)

	IC1	IC2	IC3	IC8	IC9	IC10	IC11	IC12	IC13	IC14
IC1	0									
IC2	.02	0								
IC3	0	0	0							
IC8	.05	.02	0	0						
IC9	0	0	0	.01	0					
IC10	.07	0	0	.08	.01	0				
IC11	.05	.02	0	.21	0	.15	0			
IC12	.08	.01	0	.08	.01	.13	.27	0		
IC13	.01	.01	0	.18	.01	.22	.14	.07	0	
IC14	.07	0	0	.33	.01	.22	.16	.35	.04	0

Tabla 1. Índices de bondad de ajuste de los modelos.

Índices	Valor obtenido (modelo sin ajustes)	Valor obtenido (modelo con ajustes)	Valor aceptable
Chisq/gl	2.38	2.96	Entre 3 y 5 ^{1,4,6}
RMSEA	.117	.140	Entre .05 a .1 ^{2,4,6}
SRMR	.103	.097	Entre .05 a .075 ^{2,6}
GFI	.991	.992	Mayor que .90 ^{1,2,6}
CFI	.913	.942	Mayor que .90 ^{1,2,6}
NFI	.860	.916	Mayor que .90 ^{1,2,6}
TLI	.897	.926	Mayor que .90 ^{1,2}
RFI	.835	.892	Mayor que .90 ⁴
IFI	.914	.943	Mayor que .90 ⁵

Nota. ¹Hair et al. (1999), ²Moral de la Rubia (2016), ³Escobedo et al. (2016), ⁴Bollen (1986), ⁵Bollen (1989) y ⁶Thakkar (2020).

De los resultados mostrados en la tabla 1. Se observa para el modelo sin ajuste, que el "Modelo base" tiene un valor de Chi-cuadrado (Chisq) de 1308.111 y 91 grados de libertad (gl). "Modelo factorial" tiene un valor de Chi-cuadrado (Chisq) de 182.958 y 77 grados de libertad (gl). El valor de p para el "Modelo factorial" es menor que 0.001 (< 0.001), lo que indica que la diferencia entre el "Modelo base"

y el "Modelo factorial" es estadísticamente significativa a un nivel de significancia muy alto y para el modelo con ajustes se tiene que "Modelo base" tiene un valor de Chi-cuadrado (Chisq) de 1226.721 y 45 grados de libertad (gl). El "Modelo factorial" tiene un valor de Chi-cuadrado (Chisq) de 103.435 y 35 grados de libertad (gl). El valor de p para el "Modelo factorial" es menor que 0.001 (< 0.001), lo que indica que la diferencia entre el "Modelo base" y el "Modelo factorial" es estadísticamente significativa a un nivel de significancia muy alto. La diferencia entre los dos modelos (con ajuste y sin ajuste) es estadísticamente significativa, lo que implica que el "Modelo factorial" podría ser una mejor representación de los datos en comparación con el "Modelo base".

Para el índice Chisq/gl (Cociente entre Chi cuadrada y grados de libertad), en general, ambos valores están dentro del rango aceptable (entre 2 y 5), lo que sugiere que ambos modelos tienen un ajuste razonable en términos de la relación entre Chi cuadrada y grados de libertad. Sin embargo, el modelo con ajustes tiene un Chisq/gl ligeramente mayor, lo que indica una pequeña disminución en la calidad del ajuste en comparación con el modelo sin ajustes. El índice RMSEA (Residuo Cuadrático Medio de Aproximación), ambos modelos presentan valores que están por encima del umbral de 0.05, lo que sugiere un ajuste menos que excelente en ambos modelos. Sin embargo, el modelo con ajustes tiene un RMSEA ligeramente mayor, indicando una calidad de ajuste un poco menor. El SRMR (Residuo Estandarizado Cuadrático Medio), ambos valores son bastante bajos, lo que sugiere que ambos modelos tienen un ajuste razonablemente bueno. El modelo con ajustes tiene un SRMR ligeramente menor, lo que indica una ligera mejora en el ajuste en comparación con el modelo sin ajustes. Para el índice GFI (Índice de Bondad de Ajuste), ambos valores están muy cerca de 1, lo que indica un ajuste excelente en ambos modelos. El CFI (Índice de Bondad de Ajuste Comparativo), el modelo con ajustes tiene un CFI significativamente mayor, lo que indica una mejora sustancial en el ajuste en comparación con el modelo sin ajustes. El índice NFI (Índice de Ajuste Normado), el modelo con ajustes tiene un NFI considerablemente mayor, lo que sugiere una mejora en el ajuste en comparación con el modelo sin ajustes. El TLI (Coeficiente de Tucker-Lewis), El modelo con ajustes tiene un TLI ligeramente mayor, indicando una ligera mejora en el ajuste en comparación con el modelo sin ajustes y el índice RFI (Índice de Ajuste Relativo) e IFI (Índice de Ajuste Incremental), ambos modelos con ajustes tienen valores más altos en RFI e IFI en comparación con el modelo sin ajustes, lo que indica mejoras en el

ajuste en el modelo modificado, el modelo con ajustes tiende a tener un mejor ajuste en la mayoría de los índices en comparación con el modelo sin ajustes, lo que sugiere que los ajustes realizados han mejorado la calidad del ajuste del modelo

DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN

El modelo con ajustes tiende a tener un mejor ajuste en la mayoría de los índices en comparación con el modelo sin ajustes, lo que sugiere que los ajustes realizados han mejorado la calidad del ajuste del modelo. Sin embargo, es importante considerar la magnitud de estas diferencias y evaluar si las mejoras son significativas, para su aplicación en otros contextos de investigación. Se destaca que la incorporación de ajustes al modelo parece haber tenido un impacto positivo en la mayoría de los índices de bondad de ajuste, como CFI, NFI, TLI, RFI e IFI, lo que sugiere una mejora general en la calidad del ajuste. Sin embargo, es importante evaluar si estas mejoras son significativas en el contexto de la investigación y si los ajustes justifican la complejidad adicional del modelo modificado. También se podrían explorar posibles razones detrás de la disminución en el RMSEA y el χ^2/df en el modelo con ajustes, y si estas diferencias son relevantes para los objetivos de la investigación.

Con relación al objetivo de la investigación, la inteligencia de enjambre es una forma de inteligencia colectiva. Las hormigas y las abejas tienen una percepción limitada como individuos y sin líderes, pero pueden construir nidos complejos, dividir tareas y tomar decisiones colectivas. Podemos ver la inteligencia colectiva creada por humanos en varios escenarios como un fenómeno que sintetiza una combinación de reconocimiento individual, cooperación grupal y redes de procesamiento distribuido. En el pasado, se pensaba que las multitudes que causaban burbujas económicas y avalanchas de multitudes en sincronía con errores de juicio eran simples. Pero ahora, la evolución de la tecnología relacionada con Internet ha anulado esa idea. Cuando se trata de obtener respuestas para traducciones y búsquedas, es más “inteligente” agregar las soluciones de muchas personas que escribir las reglas en un programa. La inteligencia aportada por la multitud se ha aceptado como una sorpresa y se ha estudiado activamente. Este fenómeno se llama inteligencia colectiva, o la “Sabiduría de la Multitud” (Arima, 2022) y no solo rara vez tenemos conversaciones a menos que sea absolutamente necesario para el estudio, e incluso cuando es necesario para el trabajo, la comunicación no es fluida, lo que a menudo causa problemas. Cuando no hay diálogo entre el equipo, el efecto de sinergia se reduce

significativamente. Esto se debe a que se pueden crear buenas ideas a partir de la comunicación frecuente entre ellos. Cuando 30 a 40 estudiantes se sientan y hacen una lluvia de ideas, la oportunidad de que cada individuo participe en la conversación se reduce significativamente, y del 60 al 70% de ellos toman la posición de espectadores que solo escuchan a los demás. Por eso la forma de escribir es agrupando y cambiando equipos. El tamaño del grupo de discusión más activo es de 6 personas. Los científicos llaman a este seis el número Mágico 6 de Hollingsworth. El sociólogo de la ciencia Rogers Hollingsworth analizó 250 organizaciones de investigación públicas creativas en EE. UU., Reino Unido, Alemania y Francia. Según él, un grupo creativo debe ser un grupo flexible adecuadamente equipado con varios conocimientos científicos y la capacidad de integrarlos, y el tamaño del grupo que maximiza la creatividad de los miembros es de 6 personas y como resultado surgen muchas ideas creativas cuando las seis personas hablan y tienen discusiones acaloradas. La inteligencia colectiva hace referencia a un fenómeno en el que en un grupo aparece una inteligencia (adaptabilidad al medio) superior a la suma de los individuos.

CONCLUSIONES

En la evaluación, el modelo con ajustes muestra una mejora en varios índices de bondad de ajuste en comparación con el modelo sin ajustes. En particular, los índices como el CFI, NFI, TLI, RFI e IFI indican una mejor calidad de ajuste en el modelo modificado. Esto sugiere que la incorporación de ajustes ha tenido un impacto positivo en la capacidad del modelo para explicar los datos observados. Sin embargo, es importante tener en cuenta que algunos índices, como el RMSEA y el χ^2/df , mostraron valores ligeramente menos favorables en el modelo con ajustes. Esto podría deberse a la incorporación de ajustes que aumentan la complejidad del modelo. En general, los resultados respaldan la idea de que el modelo con ajustes es una mejora en términos de su capacidad para ajustarse a los datos, al menos según la mayoría de los índices de bondad de ajuste. No obstante, la decisión de utilizar el modelo con ajustes o el modelo sin ajustes debe basarse en consideraciones teóricas y prácticas específicas de la investigación y en la importancia de los cambios observados en los índices de ajuste en el contexto de los objetivos del estudio. Estos índices son herramientas complementarias y no deben considerarse de forma aislada para evaluar la calidad del modelo. Por lo anterior, se puede concluir que

el instrumento de investigación con ajustes, constituye una herramienta confiable para su uso y aplicación en muestras de estudiantes universitarios según el contexto.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arima, Y. (2022). *Psychology of Group and Collective Intelligence*. Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-030-84698-5>
- Awal, G. K., & Bharadwaj, K. K. (2014). Team formation in social networks based on collective intelligence – an evolutionary approach. *Applied Intelligence*, 41(2), 627-648.
<https://doi.org/10.1007/s10489-014-0528-y>
- Bollen, K. A. (1986). Sample size and Bentler and Bonett's nonnormed fit index. *Psychometrika*, 51(3), 375–377. <https://doi.org/10.1007/BF02294061>
- Bollen, K. A. (1989a). A new incremental fit index for general structural models. *Sociological Methods & Research*, 17, 303–316. <https://doi.org/10.1177/0049124189017003004>
- Byrne, B.M. (2016). *Structural equation modeling with AMOS. Basic concepts, applications, and programming (3ª ed.)*. Oxfordshire (UK): Taylor & Francis.
<https://doi.org/10.4324/9781315757421>
- Escobedo, P., M.T., Hernández G., J.A., Estebané O., V. y Martínez M., G. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia y Trabajo*, 18(55), 16-22. <https://doi.org/10.4067/S0718-24492016000100004>
- George, D. y Mallery, P. (2003). *SPSS for Windows step by step: A simple guide and reference. 11.0 Update (4ª ed.)*. Boston, MA: Allyn & Bacon.
- Georgi, S., Jung R. (2012). Collective Intelligence Model: How to Describe Collective Intelligence. In: Altmann J., Baumöl U., Krämer B. (eds) *Advances in Collective Intelligence 2011. Advances in Intelligent and Soft Computing*, vol 113. Springer, Berlin, Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/978-3-642-25321-8_5
- Glenn, J.C., (2015). Collective intelligence systems and an application by the millennium project for the Egyptian academy of scientific research and technology. *Technol. Forecast Soc. Change* 97, 7–14. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2013.10.010>

- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. (1999). *Análisis multivariante* (E. Prentice y D. Cano, Trads.). Madrid: Prentice-Hall Iberia.
- Lakhani, K. (2014). The crowd as an innovation partner. Paper presented at the Collective Intelligence Conference, MIT, Boston.
- Levy, P. (1994). *L'intelligence collective: Pour une anthropologie du cyberspace*. Editions La Decouverte. English edition: *Collective Intelligence: Mankind's Emerging World in Cyberspace*.
- Malone, T. W., & Bernstein, M. S. (Eds.). (2022). *Handbook of Collective Intelligence*. The MIT Press.
- Malone, T. W., & Woolley, A. W. (2019). Collective Intelligence. *The Cambridge Handbook of Intelligence*, 780 - 801. doi:10.1017/9781108770422.033
- Matheny, J. (2014). IARPA's forecasting tournaments. Collective Intelligence Conference.
- Miller, P. (2007). Teoría de los Enjambres. *National Geographic*, Vol. 21, Nº 1, pp. 90-111.
- Moral de la Rubia, J. (2016). Análisis factorial y su aplicación al desarrollo de escalas. En R. Landero H. y M. T. González R. (Eds.): *Estadística con SPSS y metodología de la investigación* (pp. 387-443). Ciudad de México: Trillas
- Mulgan, G. (2018). *Big mind: How collective intelligence can change our world*. Princeton University Press.
- Smith, J. (1994). *Collective Intelligence in Computer-Based Collaboration*. Erlbaum.
- Surowiecki, J. (2005). *La Sabiduría de las Multitudes*. Nueva York.
- Thakkar, J. J. (2020). *Structural equation modelling. Application for Research and Practice*. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-3793-6>
- Venegas, S. (2015). *Construir inteligencia colectiva en la organización: una nueva manera de entender y gestionar el clima laboral para alinear el bienestar de las personas con la gestión de la empresa*. Ediciones UC.
- Woolley, A., Chabris, C. F., Pentland, A., Hashmi, N., & Malone, T. (2010). Evidence for a collective intelligence factor in the performance of human groups. *Science*, 330, 686- 688. <https://doi.org/10.1126/science.1193147>

Yuan, W., Chen, Y., Wang, R., Du, Z. (2007). Collective Intelligence in Knowledge Management. In:
Xu, L.D., Tjoa, A.M., Chaudhry, S.S. (eds) Research and Practical Issues of Enterprise
Information Systems II. IFIP — The International Federation for Information Processing, vol
254. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-75902-9_72