

# Computational Thinking: Self-Perception Of Students Based On A Scale

Ángela María Muñoz-Muñoz<sup>1</sup>, Sergio Augusto Cardona-Torres<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Estudiante de Doctorado en Ciencias de la Educación. Universidad del Quindío, UQ.  
Armenia (Colombia)

<sup>2</sup>Doctorado en Ingeniería. Facultad de Ingeniería., Universidad del Quindío, UQ.  
Armenia (Colombia)

---

## Resumen

Durante los últimos años, diversos países han implementado políticas educativas orientadas al desarrollo de competencias digitales en los ciudadanos, una de esas competencias es el Pensamiento Computacional (PC). El PC es un área de conocimiento emergente y que está vinculada a la promoción de habilidades relacionadas con la resolución de problemas, la creatividad, la colaboración y el pensamiento algorítmico. Al ser un constructo en consolidación teórica, son diversas las aproximaciones para su evaluación y medición. El objetivo de este artículo es presentar las propiedades psicométricas de una escala de medición del PC y analizar las percepciones propias de habilidades y capacidades de PC de estudiantes de una institución educativa pública de Colombia. El instrumento se diseñó bajo los conceptos y enfoques del modelo Computing at School (CAS). La validación se realizó mediante juicio de expertos, consistencia interna de ítems y análisis factorial exploratorio. Los resultados muestran que el instrumento presenta propiedades de validez de constructo y de confiabilidad. En cuanto a las percepciones se identifican correlaciones moderadas en ítems relacionados con el pensamiento algorítmico, capacidad para resolver problemas y la perseverancia. Se identifica diferencia significativa entre algunas variables independientes con relación al género y el nivel de formación académico.

**Palabras clave:** pensamiento algorítmico, resolución de problemas, validez, confiabilidad, habilidades, capacidades.

## 1. Introducción

La evolución de las tecnologías digitales tiene incidencia sobre la comunicación, el comportamiento y la colaboración entre las personas. Así mismo, ejercen influencia sobre el contexto social, económico, científico y educativo. En ese último aspecto, varios países han definido políticas y estrategias orientadas al desarrollo de competencias digitales en

diferentes niveles de formación (Shute et al., 2017), (Lyon & J. Magana, 2020). Una competencia que emerge de manera relevante es el Pensamiento Computacional (PC) y cuya implementación se viene consolidando en los diferentes sistemas educativos (Tekdal, 2021). El foro económico mundial considera al PC como una de las competencias del siglo XXI, y lo vincula con un conjunto de habilidades que los ciudadanos necesitan desarrollar para la vida, en relación con el pensamiento crítico, el pensamiento matemático, la comunicación, la creatividad, y la colaboración.

Durante los últimos años es evidente el interés por consolidar el PC como área de investigación, lo cual ha suscitado la atención de la comunidad científica para fundamentarlo desde la perspectiva teórica, operacional y de la evaluación. Desde la dimensión de la evaluación, diferentes revisiones sistemáticas de la literatura concluyen sobre la importancia de contar con evidencias de validez de los instrumentos que valoran el PC (Tang et al., 2020) y la urgencia de adaptaciones a los contextos en los cuales se aplican a los estudiantes (Haseskí & Ilíc, 2019). El estudio de (Martins-Pacheco et al., 2020) informa que solo identificó cinco instrumentos que presentan validez psicométrica. El estudio de (Roig-Vila & Moreno-Isac, 2020) plantea que se requiere la fundamentación de instrumentos que permitan ser integrados en diferentes niveles de educación. De lo anterior se deriva la relevancia de proponer instrumentos de medición que permitan la valoración de la autopercepción del PC de los estudiantes.

El artículo presenta en la sección de marco de referencia los fundamentos conceptuales y trabajos relacionados con escalas de medición del PC. En la sección de método se describe las características de la muestra, el proceso de desarrollo de la escala y el resultado de la validación de la escala. En los resultados se presenta un análisis de alcance correlacional e inferencial derivado de los ítems de la escala. En la última sección se presentan las conclusiones del estudio.

## **2. Marco de referencia**

La definición del Pensamiento Computacional (PC) tiene sus orígenes en el planteamiento de (Wing, 2006), quien lo define como un tipo de pensamiento relacionado con la capacidad de los humanos para resolver problemas, recurriendo a los conceptos fundamentales de la informática. La autora establece características relacionadas al PC:

- Implica el desarrollo del pensamiento en múltiples niveles de abstracción.
- Es una forma de resolver problemas a través del uso de dispositivos digitales y analógicos.
- Surge a partir de la apropiación de los conceptos computacionales necesarios para abordar y resolver problemas.

Desde esta definición diferentes autores (Chen et al., 2017), (Bers et al., 2019) resaltan la evolución del PC como un constructo multidimensional en el cual se identifican elementos

de carácter cognitivo, actitudinal y empírico para la solución de problemas (Çoban & Korkmaz, 2021).

Las definiciones operativas del PC se plantean desde las capacidades y habilidades. El trabajo de (Shute et al., 2017) clasifica el PC en cuatro dimensiones: abstracción, descomposición, programación y depuración de algoritmos (secuencia de pasos). La propuesta de (Grover & Pea, 2013) tiene una connotación computacional que se categoriza por habilidades de programación tales como las estructuras secuenciales, condicionales e iterativas, la depuración y la corrección de errores.

El marco denominado *New frameworks for studying and assessing the development of computational Thinking* (Brennan & Resnick, 2012), establece conceptos, prácticas y perspectivas del PC soportadas en el uso del lenguaje de programación visual Scratch. La propuesta *K12 Computer Science Framework* (CSTA, 2016) plantea un currículo en las ciencias de la computación, desde el grado preescolar hasta el grado 12.

En el Reino Unido se desarrolla la iniciativa *Barefoot CAS* (Computing at school), que integra conceptos y enfoques de trabajo, desde una perspectiva de resolución de problemas con el uso o no de computadores. La propuesta denominada *Developing Computational Thinking in Compulsory Education* (Bocconi et al., 2016), establece un enfoque basado en procesos para la creación de soluciones computacionales a través de conceptos y habilidades de programación. En la Tabla 1 se presentan los principales referentes de los marcos de referencia y las habilidades que se promueven.

Tabla 1. Marcos internacionales de PC

Marco	Conjunto de habilidades
International Society for Technology in Education (ISTE)	Disposiciones / Actitudes / Dimensiones Características / Habilidades
Comisión Europea (Bocconi et al., 2016)	Definiciones / Conceptos / Habilidades Disposiciones / Actitudes / Atributos
Frameworks for studying and assessing the development of computational Thinking (Brennan & Resnick, 2012)	Conceptos, prácticas y perspectivas computacionales
K12 Computer Science Framework (CSTA, 2016)	Conceptos y prácticas computacionales
Barefoot Computing at School (CAS)	Conceptos (descomposición, algoritmos, lógica, patrones, abstracción y evaluación) Enfoques (creatividad, perseverancia, colaboración y corrección de errores).

La evaluación del PC se encuentra en proceso de consolidación (Román-González et al., 2018a), (Yağcı, 2019), (Roig-Vila & Moreno-Isac, 2020). Las limitantes más relevantes

están vinculadas con la operacionalización y la medición a través de instrumentos que evidencien propiedades psicométricas de validez y confiabilidad (Poulakis & Politis, 2021), (Lu et al., 2022).

Existen instrumentos para la evaluación del PC, entre los que se destacan rúbricas, pruebas basadas en tareas, observaciones, pruebas de codificación, cuestionarios (Kong et al., 2018), (Román-González et al., 2018a), (Cutumisu et al., 2019), (Çoban & Korkmaz, 2021). Las escalas son otros instrumentos frecuentemente utilizados para la medición del PC (Rijke et al., 2018), (Tang et al., 2020), (Poulakis & Politis, 2021). En la Tabla 2 se presentan instrumentos para la medición del PC.

Tabla 2. Instrumentos de evaluación del PC

Autores	Nombre de la publicación
(Çoban & Korkmaz, 2021) (Allsop, 2019)	An alternative approach for measuring computational thinking: Performance-based platform Assessing computational thinking process using a multiple evaluation approach
(Yağcı, 2019)	A valid and reliable tool for examining computational thinking skills
(Tsai et al., 2019)	Developing the Computer Programming Self-Efficacy Scale for Computer Literacy Education
(Kukul & Karataş, 2019)	Computational thinking self-efficacy scale: Development, validity and reliability
(Román-González et al., 2018b)	Can computational talent be detected? Predictive validity of the Computational Thinking Test
(Korkmaz et al., 2017)	A validity and reliability study of the computational thinking scales (CTS)
(Román-González et al., 2017)	"Which cognitive abilities underlie computational thinking? Criterion validity of the Computational Thinking Test"

El análisis de las características y propiedades de estos instrumentos evidencia que la validez de constructo mediante el análisis factorial exploratorio y confirmatorio es la técnica más aplicada. Así mismo, las categorías conceptuales que se identifican en los instrumentos están vinculadas al pensamiento algorítmico, la colaboración, la creatividad, la autonomía, la resolución de problemas, la perseverancia y la lógica.

### 3. Método

#### 3.1 Muestra

La muestra para la validación del instrumento se conformó por 233 estudiantes de diferentes niveles académicos de acuerdo con el sistema educativo colombiano. La aplicación fue

durante el primer semestre del año 2022 y se consideraron solo estudiantes que hayan recibido formación de PC. La participación de los estudiantes fue voluntaria y para los menores de edad se suministró un consentimiento informado. La distribución de acuerdo con el género se resume en la Tabla 3.

Tabla 3. Distribución de la muestra acorde con el nivel de formación

Nivel de formación	Distribución		
	Hombres	Mujeres	Total
Cuarto	15	14	29
Quinto	11	6	17
Sexto	9	11	20
Séptimo	21	20	41
Octavo	23	20	43
Universitario	69	14	83
Total	148	85	233

Con relación al nivel de formación, el 19,7% pertenece a la educación básica, el 44,6% a nivel de secundaria y el 35,6% a estudiantes son de nivel universitario (primer semestre).

### 3.2 Proceso de desarrollo de la escala

El proceso de desarrollo de la escala se soportó en una revisión de la literatura y el análisis de diferentes marcos internacionales del PC. Inicialmente se identificaron instrumentos de medición de habilidades del PC (ver Tabla 1). Posteriormente se identificaron las prácticas y las habilidades propuestos en los diferentes marcos de referencia (ver Tabla 2). Para el diseño de la escala se siguió la estructura planteada por el modelo Barefoot Computing at School del Reino Unido (CAS), el cual se soporta en conceptos y enfoques. Así mismo, teniendo en cuenta lo planteado en (Román-González et al., 2018a) (Román-González et al., 2017).

Para la elaboración de los ítems se propuso inicialmente una batería de 27 preguntas clasificadas en dos categorías: conocimientos y habilidades. La primera versión fue sometida a juicio de cuatro profesores universitarios con experiencia en PC. La revisión de expertos tuvo como aporte fundamental el ajuste de redacción de 9 preguntas, la necesidad de una adaptación lingüística acorde al nivel de formación y la sugerencia de eliminación de 8 preguntas. La segunda versión del documento constaba de 19 ítem y fue sometida a la valoración de cinco profesores universitarios que debían valorar la pertinencia o no de cada ítem. Para ello se aplicó el modelo de (Lawshe, 1975), que se basa en la opinión de expertos y se identificó que 6 ítem están por debajo del índice de validez de contenido (0,80) y por tanto se eliminaron del instrumento.

La versión definitiva del instrumento se planteó con 13 preguntas, abarcando lo propuesto por el modelo (CAS), el cual plantea conocimientos (lógica, abstracción, algoritmos, descomposición y patrones) y enfoques (creatividad, colaboración, corrección de errores y resolución de problemas). Estos elementos se presentan en el trabajo de (Çoban & Korkmaz, 2021) y la tesis de Doctorado de (Román-González, 2016). Esta versión fue revisada por tres profesores de básica primaria y diez estudiantes de ingeniería de sistemas y computación, los cuales no realizaron sugerencias de ajuste al instrumento. La versión definitiva de las preguntas del instrumento se presenta en la Tabla 4.

Tabla 4. Ítems del instrumento

Pregunta	Ítem
p.1	Comprendo los conceptos básicos del PC (solución de problemas, algoritmos, corrección de errores, secuenciación, patrones).
p.2	Identifico los aspectos más relevantes cuando interpreto un problema.
p.3	Utilizo soluciones anteriores o ejercicios similares para resolver problemas de PC.
p.4	Me gusta resolver problemas de PC de manera individual.
p.5	Divido un problema en partes más pequeñas que faciliten su solución.
p.6	Me gusta colaborar con mis compañeros para resolver problemas de PC.
p.7	Analizo los resultados que se generan cuando resuelvo un problema de PC.
p.8	Soluciono problemas siguiendo una secuencia algorítmica y respetando las reglas.
p.9	El PC me ha ayudado a desarrollar la creatividad.
p.10	El PC me ha ayudado a desarrollar la capacidad para resolver problemas.
p.11	El PC me ha ayudado a desarrollar la capacidad de trabajar en equipo.
p.12	El PC me ha ayudado a desarrollar la capacidad de ser perseverante.
p.13	El PC me ha ayudado a desarrollar la capacidad para identificar y corregir errores.

### 3.3 Análisis de datos

Para la validez del instrumento se utilizó el análisis factorial exploratorio mediante el cual se pretendía identificar la homogeneidad de las variables del instrumento y verificar si la agrupación de ítems tiene correspondencia en función de las características del planteamiento conceptual. Para el análisis factorial se verificaron los supuestos estadísticos y se analizaron los factores extraídos producto de la rotación de componentes.

El análisis estadístico se fundamentó en la medida Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) de adecuación de muestreo y la prueba de esfericidad Bartlett, con el propósito de determinar si era procedente aplicar el análisis factorial. El valor KMO de 0,938 al estar por encima de

0,90 permite interpretar que el conjunto de datos es adecuado para el análisis factorial. Así mismo, el resultado de la prueba de esfericidad Bartlett que verifica si la matriz de correlaciones es una matriz de identidad, mostró en la prueba de hipótesis un p-valor = 0.000, con un chi cuadrado aproximado de 1739, con lo cual la matriz de correlaciones no es una matriz identidad.

El coeficiente de correlación entre las variables se encuentra entre moderado y alto, con un determinante de matriz de correlaciones de 0.00000. Los coeficientes de la matriz de correlaciones anti-imagen presenta coeficientes superiores a 0,90 y los demás elementos de la matriz presentan coeficientes de correlación bajos o moderados. Con lo cual se puede afirmar que el índice de adecuación muestral es adecuado para aplicar el análisis factorial. El estado de la escala en la distribución de factores se realizó mediante el análisis de componentes principales. Las cargas factoriales fueron examinadas mediante la rotación Varimax que plantea una rotación ortogonal y minimiza las variables de cada componente. El método de extracción de componentes principales generó dos componentes. El primero agrupa variables relacionadas con los conceptos de PC y el segundo agrupa variables asociadas a los enfoques del PC. En la Tabla 5 se presenta la estructura de los factores de la matriz de componentes rotados que convergió en tres iteraciones.

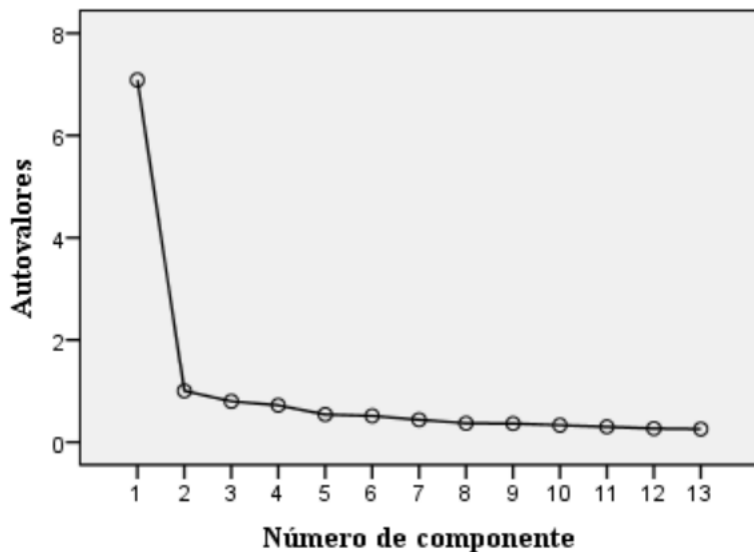
Tabla 5. Matriz de componentes rotados

Variable	Componente	
	C1	C2
p.1 Conceptos básicos	,819	
p.3 Uso de patrones	,802	
p.2 Abstracción	,768	
p.7 Evaluación	,657	
p.5 Descomposición del problema	,646	
p.8 Pensamiento algorítmico	,620	
p.11 Trabajo en equipo		,827
p.13 Corrección de errores		,760
p.9 Creatividad		,746
p.12 Perseverancia		,616
p.10 Resolución de problemas		,590
p.6 Colaboración		,546
p.4 Autonomía		,509

En el primer factor se agruparon los ítems relacionados con conceptos y conocimientos del PC. En el segundo factor se agruparon los ítems vinculados a las actitudes vinculadas al PC. La estructura de los componentes del análisis factorial mostró que los dos factores explican el 64.5% de la variabilidad total. La Figura 1, muestra un grafico que sedimentación

en el cual los dos primeros factores explican la mayor variabilidad de los datos. Los valores restantes se consideran como residuales.

Figura 1. Gráfico de sedimentación



Para la consistencia interna de los ítems del instrumento, se realizó un análisis de fiabilidad basado en el coeficiente alfa de Cronbach para cada componente. Los ítems del tuvieron discriminación positiva con un coeficiente total de 0,929 y por lo tanto una alta consistencia interna. En la Tabla 6 se presenta los estadísticos total elemento para el componente de conocimientos. En la columna alfa de Cronbach se presenta el coeficiente si se elimina el elemento.

Tabla 6. Estadístico total-elemento para componente de conocimientos

Ítem	Alfa de Cronbach
p.1 Conceptos básicos	,866
p.3 Uso de patrones	,878
p.2 Abstracción	,870
p.7 Evaluación	,878
p.5 Descomposición del problema	,875
p.8 Pensamiento algorítmico	,869

En la Tabla 7 se presentan los estadísticos total elemento para el componente de enfoques y actitudes.

Tabla 7. Estadístico total-elemento para componente de enfoque - actitudes

Ítem	Alfa de Cronbach
p.11 Trabajo en equipo	,862



p.13 Corrección de errores	,870
p.9 Creatividad	,841
p.12 Perseverancia	,847
p.10 Resolución de problemas	,850
p.6 Colaboración	,851
p.4 Autonomía	,847

---

Para ambos componentes en caso de ser eliminado alguno de los elementos, se sigue conservando la propiedad de discriminación positiva. Igualmente, la varianza de ambos componentes sigue siendo homogénea si se elimina algún elemento.

#### 4. Resultados

Con el propósito de conocer las percepciones de los estudiantes sobre las habilidades y enfoques del PC, se realizó un análisis correlacional y explicativo en función de la información suministrada.

Para identificar la relación entre las variables del instrumento, se aplicó la prueba no paramétrica de Rho de Spearman, en atención a que no todas las variables cumplen con el supuesto estadístico de normalidad. Para este análisis se excluyeron las variables que tienen un coeficiente de correlación débil o moderado ( $R_{xy} < 0,50$ ). De las trece variables se identificó que p.1, p.4, p.6, p.11, son las que presentan los coeficientes más débiles. En la Tabla 8 se presenta la matriz de correlaciones con los ítems del instrumento.

Tabla 8. Matriz de correlaciones

	p.2	p.3	p.5	p.8	p.9	p.10	p.12	p.13
p.2	1	,581	,495	,566	,487	,524	,473	,407
p.3	,581	1	,524	,586	,427	,519	,430	,435
p.5	,495	,524	1	,622	,535	,520	,598	,467
p.8	,566	,586	,622	1	,638	,688	,608	,558
p.9	,487	,427	,535	,638	1	,630	,539	,593
p.10	,524	,519	,520	,688	,630	1	,565	,559
p.12	,473	,430	,598	,608	,539	,565	1	,621
p.13	,407	,435	,467	,558	,593	,559	,621	1

Se identifica que existe correlación directa positiva entre la capacidad de pensamiento algorítmico y la capacidad para la resolución de problemas. Existe relación directa entre la capacidad de pensamiento algorítmico y la capacidad de perseverancia para resolver problemas. Se identifica una correlación fuerte entre la perseverancia y la corrección de

errores; estas dos variables tienen un vínculo muy común y se destacan como habilidades fuertemente vinculadas a la algoritmia y la lógica de programación.

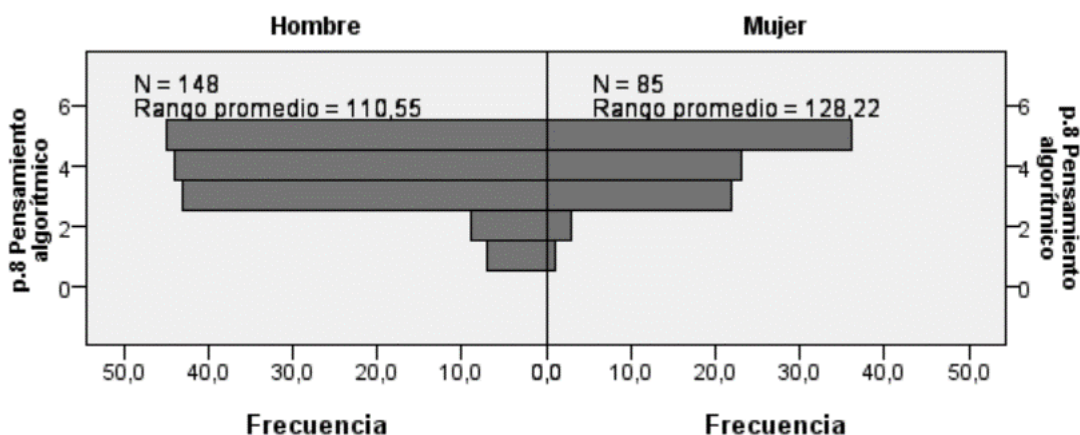
El análisis explicativo se orientó a identificar diferencias significativas entre las variables independientes en función del género y nivel de formación. Para la variable género se aplicó la prueba no paramétrica de la prueba no paramétrica de U de Mann-Whitney, esto teniendo en cuenta que el grupo de variables no presenta un comportamiento normal. En la Tabla 9, se presenta la prueba de hipótesis para las variables independientes que presentan diferencia estadísticamente significativa.

Tabla 9. Prueba no paramétrica U de Mann-Whitney

Agrupación	Variable independiente	Sig.
Genero (Hombre – Mujer)	p.8 Pensamiento algorítmico	,044
	p.11 Trabajo en equipo	,043
	p.13 Corrección de errores	,008

La prueba de rango promedio para las variables capacidad de trabajar en equipo y capacidad de corregir errores, muestra que las mujeres tienen una mayor percepción frente a los hombres. En la capacidad para solucionar problemas siguiendo una secuencia algorítmica y respetando las reglas, la prueba de rango promedio muestra también una mayor percepción de las mujeres con relación a los hombres; los resultados de esta variable se presentan en la Figura 2.

Figura 2. Prueba U de Mann-Whitney – género y pensamiento algorítmico

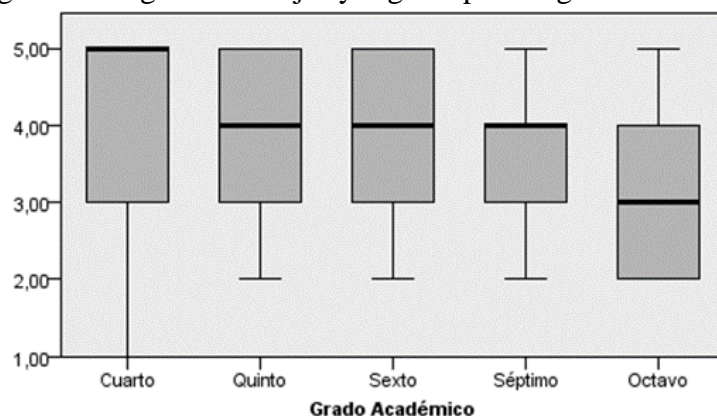


Para la variable nivel de formación académica se aplicó la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis, teniendo en cuenta que el p-valor del estadístico de Kolmogorov-Smirnov mostró que las variables independientes no provienen de un conjunto de datos con distribución normal. La prueba de hipótesis para todas las variables

independientes mostró diferencia significativa en la variable de agrupación formación académica.

Para el caso de la variable capacidad para solucionar problemas siguiendo una secuencia algorítmica y respetando las reglas, la prueba de hipótesis generó un p-valor =,000. En la Figura 3 se presenta un diagrama de cajas y bigotes para cada nivel de formación (se excluyó el nivel Universitario). Se identifica una variabilidad similar en cada nivel, así mismo, se identifica que en la medida que se avanza en el nivel de formación la percepción favorable disminuye.

Figura 3. Diagrama de cajas y bigotes para el grado académico



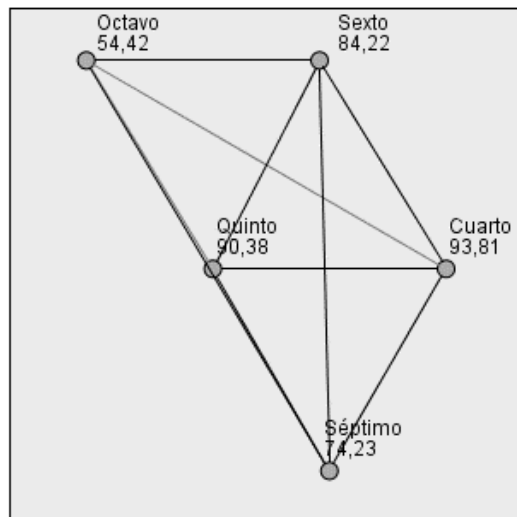
En las comparaciones por parejas de grado académico se identifica diferencia estadísticamente significativa entre el grado octavo y quinto, así mismo, se identifica diferencia entre el grado octavo y cuarto. En la Tabla 10, se presentan los estadísticos por tuplas.

Tabla 10. Significancias asintóticas (prueba de dos caras)

Variable independiente	Sig.
Octavo – Séptimo	,296
Octavo - Sexto	,083
Octavo - Quinto	,026
Octavo - Cuarto	,001

La Figura 4, muestra las comparaciones por grado académico en el cual se presenta el rango de la media para cada categoría definida.

Figura 4. Comparaciones por pareja de grado académico



No se identifica diferencia en la percepción entre los grados cuarto, quinto y sexto, lo cual confirma que la percepción para esta variable disminuye en la medida en que aumenta el grado académico.

## 5. Conclusiones

La revisión de la literatura muestran que existe diversidad en la conceptualización y medición del PC, así mismo con lo precisado en (Heintz et al., 2016), es difícil modelar o copiar los métodos evaluación del PC debido a las diferencias culturales y tradición educativa en los diferentes países. Son nulas las propuestas formales de evaluación del PC a nivel de Latinoamérica y por ello la urgencia de proponer estrategias tanto formativas como de instrumentos de medición acordes con la realidad del contexto, las particularidades sociales, las tradiciones educativas y las limitantes en cuanto a la infraestructura tecnológica.

El reporte de las investigaciones muestra la diversidad de limitantes para evaluar el PC en contextos de educación primaria y secundaria. Los trabajos de (Heintz et al., 2016), (Rich et al., 2020), (Ausiku & Matthee, 2021), marcan diferentes escenarios problemáticos. Se destaca en ello la falta conocimientos de los profesores en el uso de diferentes instrumentos de medición y la falta de capacidad de análisis que se obtiene de la recogida de datos de los instrumentos. Estos elementos muestran la importancia de desarrollar propuestas que estén acordes con realidad educativa de Latinoamérica.

Con relación a la medición, los esfuerzos para consolidar la evaluación se materializan en instrumentos (Tang et al., 2020), técnicas (Çoban & Korkmaz, 2021) y propuestas de escalas (Rijke et al., 2018). Existen instrumentos que miden habilidades y capacidades de PC, y la combinación de diferentes dimensiones (Tang et al., 2020). Así mismo, es recurrente el enfoque hacia la valoración de capacidades de pensamiento algorítmico los cuales están relacionados con la corrección de errores, la depuración de código y cuestionarios de pruebas de conocimiento de PC (Román-González et al., 2018a) (Da Cruz Alves et al., 2019), dejando de lado la medición de las habilidades y actitudes.

La propuesta de escala para la autoevaluación de la percepción evidencia que es un instrumento que presenta propiedades de validez y confiabilidad interna. Los índices de validez de contenido superiores a 0,85, obtenidos a través del modelo matemático de (Lawshe, 1975), superan el índice establecido (0,75) para una validación de expertos. El análisis factorial generó dos componentes. La estructura de los componentes del análisis factorial mostró que mediante los dos primero se explica el 64% de la variabilidad total. Estos componentes están en correspondencia con lo planteado en el modelo CAS del Reino Unido. Un caso especial se identifica con el ítem p.4 (Me gusta resolver problemas de PC de manera individual), pues el análisis factorial lo ubicó en el segundo componente, sin embargo, este ítem también presenta una alta carga para el primer componente. En el afinamiento del instrumento, se debe reconsiderar este ítem para posteriores aplicaciones. Con relación a la fiabilidad del instrumento para cada uno de los factores se determinó la consistencia interna de los ítems, mediante el coeficiente alfa de Cronbach. Estos coeficientes muestran un alto índice de fiabilidad y por tanto el instrumento es confiable para valorar percepciones.

En cuanto al análisis de las percepciones propias de los estudiantes, se identifican correlaciones moderadas y altas entre algunas variables independientes. El ítem de pensamiento algorítmico tiene una relación fuerte con las variables perseverancia, abstracción y capacidad para resolver problemas. En el análisis inferencial se plantearon hipótesis orientadas a identificar posibles diferencias estadísticas entre las variables independientes (ítems del instrumento) y las variables de agrupación género y nivel de formación académico. En cuanto a las variables: (p.8) pensamiento algorítmico, (p.11) trabajo en equipo y (p.13) corrección de errores, se identificó diferencia significativa entre la percepción de hombres y mujeres. No se identificó diferencia estadísticamente significativa en las variables independientes y el nivel de formación de los estudiantes.

### **Agradecimientos**

Agradecimiento al Ministerio de Educación Nacional de Colombia (MEN) y al ICETEX, a través de la Convocatoria de Formación Avanzada 2020-2 en la cual se otorgó el crédito educativo a la docente Angela María Muñoz Muñoz para adelantar la formación en el Doctorado de Ciencias de la Educación de la Universidad del Quindío.

### **Bibliografía**

- Allsop, Y. (2019). Assessing computational thinking process using a multiple evaluation approach. *International Journal of Child-Computer Interaction*, 19, 30–55. <https://doi.org/10.1016/j.ijcci.2018.10.004>
- Ausiku, M., & Matthee, M. (2021). Preparing Primary School Teachers for Teaching Computational Thinking: A Systematic Review. In *Learning Technologies and Systems. SETE ICWL 2020 2020. Lecture Notes in Computer Science: Vol. 12511 LNCS* (pp. 202–213). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-66906-5\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-030-66906-5_19)

- Bers, M. U., González-González, C., & Armas-Torres, M. B. (2019). Coding as a playground: Promoting positive learning experiences in childhood classrooms. *Computers and Education*, 138(June 2018), 130–145. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.04.013>
- Bocconi, S., Chiocciariello, A., Dettori, G., Ferrari, A., Engelhardt, K., Kamylyis, P., & Punie, Y. (2016). Developing Computational Thinking in Compulsory Education - Implications for policy and practice. In Joint Research Centre (JRC) (Issue June). <https://doi.org/10.2791/792158>
- Brennan, K., & Resnick, M. (2012). New frameworks for studying and assessing the development of computational thinking. Annual American Educational Research Association Meeting, Vancouver, BC, Canada.
- Chen, G., Shen, J., Barth-Cohen, L., Jiang, S., Huang, X., & Eltoukhy, M. (2017). Assessing elementary students' computational thinking in everyday reasoning and robotics programming. *Computers and Education*, 109, 162–175. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.03.001>
- Çoban, E., & Korkmaz, Ö. (2021). An alternative approach for measuring computational thinking: Performance-based platform. *Thinking Skills and Creativity*, 42(August). <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2021.100929>
- CSTA. (2016). K-12 Computer Science Framework. 297. <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=3079760>
- Cutumisu, M., Adams, C., Lu, C., & Lu, C. (2019). A Scoping Review of Empirical Research on Recent Computational Thinking Assessments. 651–676.
- Da Cruz Alves, N., Gresse Von Wangenheim, C., & Hauck, J. C. R. (2019). Approaches to assess computational thinking competences based on code analysis in K-12 education: A systematic mapping study. *Informatics in Education*, 18(1), 17–39. <https://doi.org/10.15388/infedu.2019.02>
- Grover, S., & Pea, R. (2013). Computational Thinking in K-12: A Review of the State of the Field. *Educational Researcher*, 42(1), 38–43. <https://doi.org/10.3102/0013189X12463051>
- Haskeli, H. I., & Ilıc, U. (2019). An Investigation of the Data Collection Instruments Developed to Measure Computational Thinking. 18(2), 297–319. <https://doi.org/10.15388/infedu.2019.14>
- Heintz, F., Mannila, L., & Farnqvist, T. (2016). A review of models for introducing computational thinking, computer science and computing in K-12 education. Proceedings - Frontiers in Education Conference, FIE, 2016-Novem. <https://doi.org/10.1109/FIE.2016.7757410>
- Kong, S. C., Chiu, M. M., & Lai, M. (2018). A study of primary school students' interest, collaboration attitude, and programming empowerment in computational thinking education. *Computers and Education*, 127(September), 178–189. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.08.026>

- Korkmaz, Ö., Çakir, R., & Özden, M. Y. (2017). A validity and reliability study of the computational thinking scales (CTS). *Computers in Human Behavior*, 72, 558–569. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.01.005>
- Kukul, V., & Karataş, S. (2019). Computational thinking self-efficacy scale: Development, validity and reliability. *Informatics in Education*, 18(1), 151–164. <https://doi.org/10.15388/infedu.2019.07>
- Lawshe, C. (1975). A quantitative approach to content validity. *Personnel Psychology*, 28, 563–575.
- Lu, C., Macdonald, R., Odell, B., & Kokhan, V. (2022). A scoping review of computational thinking assessments in higher education. *Journal of Computing in Higher Education*, 34(2), 416–461. <https://doi.org/10.1007/s12528-021-09305-y>
- Lyon, J. A., & J. Magana, A. (2020). Computational thinking in higher education: A review of the literature. *Computer Applications in Engineering Education*, 13(March), 1–16. <https://doi.org/10.1002/cae.22295>
- Martins-Pacheco, L. H., da Cruz Alves, N., & von Wangenheim, C. G. (2020). Educational Practices in Computational Thinking: Assessment, Pedagogical Aspects, Limits, and Possibilities: A Systematic Mapping Study. In *Communications in Computer and Information Science* (Vol. 1220). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58459-7\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58459-7_21)
- Poulakis, E., & Politis, P. (2021). Computational Thinking Assessment: Literature Review. *Research on E-Learning and ICT in Education*, 111–128. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-64363-8\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-64363-8_7)
- Rich, K. M., Yadav, A., & Larimore, R. A. (2020). Teacher implementation profiles for integrating computational thinking into elementary mathematics and science instruction. *Education and Information Technologies*, 25(4), 3161–3188. <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10115-5>
- Rijke, W. J., Bollen, L., Eysink, T. H. S., & Tolboom, J. L. J. (2018). Computational thinking in primary school: An examination of abstraction and decomposition in different age groups. *Informatics in Education*, 17(1), 77–92. <https://doi.org/10.15388/infedu.2018.05>
- Roig-Vila, R., & Moreno-Isac, V. (2020). El pensamiento computacional en Educación. Análisis bibliométrico y temático. *Revista de Educación a Distancia (RED)*, 20(63). <https://doi.org/10.6018/red.402621>
- Román-González, M. (2016). *Codigofabetización y pensamiento computacional en educación primaria y Secundaria: validación de un instrumento y evaluación de programas*. UNED.
- Román-González, M., Pérez-González, J. C., & Jiménez-Fernández, C. (2017). Which cognitive abilities underlie computational thinking? Criterion validity of the Computational Thinking Test. *Computers in Human Behavior*, 72, 678–691. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.08.047>

- Román-González, M., Pérez-González, J. C., Moreno-León, J., & Robles, G. (2018a). Can computational talent be detected? Predictive validity of the Computational Thinking Test. *International Journal of Child-Computer Interaction*, 18, 47–58. <https://doi.org/10.1016/j.ijcci.2018.06.004>
- Román-González, M., Pérez-González, J. C., Moreno-León, J., & Robles, G. (2018b). Can computational talent be detected? Predictive validity of the Computational Thinking Test. *International Journal of Child-Computer Interaction*, 18, 47–58. <https://doi.org/10.1016/j.ijcci.2018.06.004>
- Shute, V. J., Sun, C., & Asbell-Clarke, J. (2017). Demystifying computational thinking. *Educational Research Review*, 22, 142–158. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2017.09.003>
- Tang, X., Yin, Y., Lin, Q., Hadad, R., & Zhai, X. (2020). Assessing computational thinking: A systematic review of empirical studies. *Computers and Education*, 148. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103798>
- Tekdal, M. (2021). Trends and development in research on computational thinking. *Education and Information Technologies*, 26(5), 6499–6529. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10617-w>
- Tsai, M. J., Wang, C. Y., & Hsu, P. F. (2019). Developing the Computer Programming Self-Efficacy Scale for Computer Literacy Education. *Journal of Educational Computing Research*, 56(8), 1345–1360. <https://doi.org/10.1177/0735633117746747>
- Wing, J. M. (2006). Computational Thinking. *Communications of the ACM*, 43(3), 33–35.
- Yağcı, M. (2019). A valid and reliable tool for examining computational thinking skills. *Education and Information Technologies*, 24(1), 929–951. <https://doi.org/10.1007/s10639-018-9801-8>