
 ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

DESTREZAS ACADÉMICAS Y VELOCIDAD DE PROCESAMIENTO. MODELOS PREDICTIVOS DEL RENDIMIENTO ESCOLAR EN BÁSICA PRIMARIA

ACADEMIC SKILLS AND PROCESSING SPEED. PREDICTIVE MODELS OF SCHOOL ACHIEVEMENT IN PRIMARY SCHOOL

JUAN SÁNCHEZ-ESCUADERO¹, CAROLINA MEDINA-GÓMEZ, YULIANA GÓMEZ-TORO
UNIVERSIDAD CATÓLICA DE ORIENTE, RIONEGRO – COLOMBIA

FECHA RECEPCIÓN: 02/10/2018 • FECHA ACEPTACIÓN: 10/11/2018

Para citar este artículo: Sánchez-Escudero, J., Medina-Gómez, C., & Gómez-Toro, Y. (2019). Destrezas académicas y velocidad de procesamiento. modelos predictivos del rendimiento escolar en básica primaria. *Psychologia*, 13(1), 25-39. doi: 10.21500/19002386.3754

Resumen

El modelo de inteligencia de Cattell-Horn-Carroll (CHC) propone que los procesos cognitivos que componen la inteligencia pueden conceptualizarse como habilidades específicas, implicadas en tareas particulares, y habilidades generales, relacionadas con una amplia cantidad de contextos. Entre las habilidades más estudiadas bajo este modelo se encuentra la velocidad de procesamiento, identificada como uno de los mejores predictores del rendimiento académico y de la capacidad cognitiva general. En este artículo se presentan los resultados del análisis de la relación entre la velocidad de procesamiento y rendimiento académico general. Se evaluó una muestra de 223 estudiantes (53% mujeres) de Preescolar y básica primaria. Los resultados muestran una diferencia en la capacidad predictiva del componente perceptual ($\beta = .76, p < .001$) y conceptual ($\beta = .09; p = .121$) de la velocidad de procesamiento en procesos académicos básicos de lectura y matemática, así como ajustes similares en modelos de regresión a partir de su conceptualización como habilidad general ($R^2 = .68$) o específica ($R^2 = .69$). El análisis de la relación grado a grado mostró cambios en la capacidad predictiva de la velocidad de procesamiento sobre las habilidades académicas conforme avanza el proceso educativo, apoyando modelos previamente establecidos en el área (Cai, Li & Deng, 2013; Demetriou, Spanodius & Shayer, 2014). Finalmente, se generó un modelo de ecuaciones estructurales ($\chi^2 = 1.431$;

1 Correo institucional: jsanchez@uco.edu.co

$p = .232$; CFI = 1.000; TLI = .999; NFI = .999; RFI = .996; RMSEA = .044) que permitió probar el ajuste de los modelos propuestos a los datos.

Palabras clave: habilidades cognitivas; Modelo CHC; rendimiento académico; velocidad de procesamiento; Woodcock-Johnson III

Abstract

The Cattell-Horn-Carroll (CHC) intelligence model proposes that the cognitive processes that make up intelligence can be conceptualized as specific skills, involved in particular tasks, and general skills, related to a wide variety of contexts. Among the most studied skills under this model is the speed of processing, identified as one of the best predictors of academic performance and general cognitive ability. This article presents the results of the analysis of the relationship between processing speed and general academic performance. A sample of 223 students (53% women) of preschool and primary school was evaluated. The results show a difference in the predictive capacity of the perceptual component ($\beta = .76, p < .001$) and conceptual ($\beta = .09; p = .121$) of the processing speed in basic academic processes of reading and mathematics, as well as similar adjustments in regression models from their conceptualization as general ($R^2 = .68$) or specific ($R^2 = .69$) ability. The analysis of the grade-to-grade relationship showed changes in the predictive capacity of processing speed over academic skills as the educational process progresses, supporting previously established models in the area (Cai, Li & Deng, 2013; Demetriou, Spanodius & Shayer, 2014). Finally, a model of structural equations ($\chi^2 = 1.431, p = .232, CFI = 1.000, TLI = .999, NFI = .999, RFI = .996, RMSEA = .044$) was used to prove the adjustment of the proposed models to data.

Keywords: academic achievement; CHC intelligence model; cognitive skills; processing speed, Woodcock-Johnson III

Introducción

Desde los inicios de la evaluación psicométrica de la inteligencia ha existido un interés por el análisis del desempeño académico, tanto que los primeros test de la capacidad intelectual surgieron como respuesta a las necesidades de evaluación del aprovechamiento escolar en Francia y solían incluir pruebas de procesos cognitivos básicos y superiores, así como situaciones escolares simples (Wasserman & Tulsy, 2005). Este campo ha sido también la fuente de diferentes modelos descriptivos y explicativos de inteligencia, rendimiento académico, así como de investigaciones que establecen relaciones entre ellos.

Uno de los modelos más reconocidos y aceptados en la actualidad es el modelo de funcionamiento cognitivo estratificado de Carroll, Horn y Cattell (CHC), resultado de un minucioso análisis factorial de más de 400 bases de datos de estudios relacionados con la inteligencia realizados entre 1927 y 1987 en diferentes partes del mundo, con muestras de distintas edades, sexo y nivel educativo (Carroll, 1993). Este modelo, basado principalmente en la teoría de Horn y Catell, sugiere que

la inteligencia puede entenderse como una organización jerárquica de habilidades cognitivas, es decir, aquellas habilidades necesarias para resolver tareas que requieren principalmente el procesamiento activo de la información.

El modelo propone tres estratos que representan diferentes niveles de abstracción de las habilidades cognitivas que componen la inteligencia. De esta manera, las habilidades del primer estrato representan una mayor especialización en tareas específicas aproximándose más a definiciones operativas, por ejemplo, tareas simples como encontrar parejas de estímulos similares, inferir categorías simples (forma, tamaño, color) o recordar una serie de palabras.

En el segundo estrato, se encuentran habilidades más generales que engloban las habilidades del primer estrato y se encuentran en amplios dominios de comportamiento; estas habilidades son conocidas como habilidades cognitivas generales y se estudian a través de la combinación de los resultados de la evaluación de las habilidades del estrato uno. Por ejemplo, si se desea evaluar la habilidad general de velocidad de procesamiento (Gs) se podría medir el desempeño del sujeto en tareas

específicas como identificar cuántos estímulos iguales puede encontrar en un grupo en X tiempo, o categorizar información visual en Y minutos, después se promediarían los resultados. En ambas situaciones la velocidad de procesamiento es el factor subyacente a la diferencia de desempeño entre los sujetos.

Siguiendo el mismo principio, las habilidades generales que covarían pueden combinarse para formar clústeres de funcionamiento cognitivo aún más generales, estas habilidades, del estrato tres, representan dominios mucho más amplios de la inteligencia y afectan una gama mayor de situaciones cognitivas cotidianas y especializadas (Schrank & Wendling, 2018). Un ejemplo claro se encuentra en la batería Woodcock Johnson III, en la que las puntuaciones de Gs pueden combinarse con las puntuaciones de la habilidad de Memoria de Trabajo (Gw), formando el clúster de Eficiencia Cognitiva, relacionado positivamente con el funcionamiento cognitivo general (Mather & Woodcock, 2005b).

Floyd, McGrew, Barry, Rafael, y Rogers (2009) establecen que existen diferencias en la contribución de las habilidades específicas (del estrato uno) y generales (del estrato dos) en la predicción del funcionamiento cognitivo general del sujeto (Factor G de inteligencia). En esa misma línea de trabajo Vanderwood, McGrew, Flanagan, y Keith, (2002), McGrew y Wendling (2010), Cormier, Bulut, McGrew y Frison (2016), Cormier, Bulut, McGrew y Singh (2017), Cormier, Bulut, McGrew y Funamoto (2016), han concluido que estas diferencias también se encuentran en la contribución de las habilidades generales y específicas en la predicción de habilidades académicas como la lectura, las matemáticas y la escritura. Por ejemplo, McGrew y Wendling (2010) reportaron que el componente perceptual de la velocidad de procesamiento era mejor predictor de la comprensión de lectura que las pruebas de velocidad que implicaban tareas conceptuales, incluso superando en consistencia a la habilidad general Gs.

La velocidad de procesamiento es, precisamente, una de las habilidades cognitivas más estudiadas en esta línea de trabajo. Kail (1991; 1995; 1997), la define como el tiempo que tarda una persona en abstraer e integrar información durante la solución de un problema. Mientras que para Schrank y Wendling (2018) el concepto se refiere a la habilidad para realizar tareas cognitivas auto-

máticas de forma rápida y fluida, en particular cuando se mide la exigencia de mantener focalizada la atención. Este proceso es reconocido, junto a la memoria de trabajo, como uno de los mejores factores para explicar las diferencias individuales en procesos como el razonamiento, el pensamiento, y el aprendizaje en general (Dodonova & Dodonov, 2012).

En términos operativos, la velocidad de procesamiento suele definirse a través de tareas sencillas con límites de tiempo que requieren que el sujeto realice alguna operación cognitiva simple. Si bien Coyle (2013), argumenta que la investigación futura debería considerar la variabilidad en el proceso, la complejidad en las tareas de velocidad, y los tiempos de reacción como medidas válidas, la evaluación de la velocidad de procesamiento suele seguir el esquema planteado inicialmente.

La batería Woodcock Johnson III, por ejemplo, operacionaliza la velocidad de procesamiento en un nivel específico (estrato I) a partir de tareas perceptuales y conceptuales, esta distinción facilita la evaluación detallada de los diferentes componentes que hacen parte de esta habilidad cognitiva.

Atendiendo al modelo CHC, la batería permite integrar los resultados de las dos pruebas del estrato I para obtener una puntuación estandarizada de la velocidad de procesamiento como habilidad general, es decir, del estrato II. De esta manera, al referirse a la velocidad de procesamiento como una habilidad general no se estaría hablando más que del promedio de las puntuaciones estandarizadas de dos pruebas específicas, cada una de las cuales implica la realización de tareas cognitivas de diferentes niveles de complejidad en un periodo de tiempo predeterminado.

El papel de la velocidad de procesamiento en el desarrollo cognitivo ha sido motivo de debate. Kail, Lervag y Hulme (2015) por ejemplo han vinculado este proceso con el desarrollo cognitivo de varias maneras. A modo de hipótesis plantean que la velocidad de procesamiento funciona como predictor del desarrollo del razonamiento durante la infancia al funcionar como restricción o modulador de los ciclos de reconceptualización durante la infancia.

Diferentes investigaciones han establecido, además, que la velocidad de procesamiento es un ingrediente importante en la adquisición de la mayoría de

habilidades escolares en áreas como lectura (Evans, Floyd, McGrew, & Leforgee, 2001; Floyd, Keith, Taub, & McGrew, 2007) y matemáticas (Floyd, Evans, & McGrew, 2003; Taub, Floyd, Keith, & McGrew, 2008). En términos generales, la hipótesis establece que entre más rápido un sujeto automatice operaciones académicas básicas como el reconocimiento, decodificación de grafemas y uso de símbolos aritméticos básicos, más recursos atencionales y de memoria de trabajo podrán dirigirse a aspectos más complejos del desempeño de la tarea (Evans et al., 2001).

Taub et al. (2008), reportaron que la velocidad de procesamiento tiene una fuerte relación con el rendimiento en matemáticas a la edad de 5 y 6 años y moderados de 9 a 13, apoyando la influencia de este proceso en las etapas de automatización de la lectura básica y cálculo; por su lado, Cai, Li y Deng (2013) mostraron que el rendimiento académico en matemáticas se correlaciona significativa y positivamente con la memoria de trabajo, pero no con la velocidad de procesamiento, tras evaluar una muestra de estudiantes del grado sexto, séptimo y octavo de una escuela de Shanghai.

En ambos casos los resultados apoyan la hipótesis de la pérdida de relación de la velocidad de procesamiento con el rendimiento académico en lectura y matemáticas conforme avanza el proceso escolar, fenómeno que ha sido registrado en la mayoría de investigaciones que evalúan la relación entre los procesos cognitivos y académicos (Kaufman, Reynolds, Liu, Kaufman, & McGrew, 2012).

La evidencia sugiere que la velocidad a la que se ejecutan las operaciones cognitivas puede ser considerada como un recurso de procesamiento, en el sentido en que la persona podrá realizar de una forma más rápida operaciones simples, obteniendo un mejor resultado en la tarea cognitiva con la que se lo evalúa (Kail & Salthouse, 1994).

Ante la limitación de recursos cognitivos, la velocidad de procesamiento es crítica, ya que determina, en parte, qué tan rápido estos recursos pueden ser reasignados a otras tareas (Kail, 1991). Estas características del proceso podrían explicar la fuerza de la relación al inicio del desarrollo de las habilidades académicas, seguido por una disminución de la relación conforme avanza la automatización de las mismas.

Demetriou, Spanoudis y Shayer (2014) reconocen el papel de la velocidad de procesamiento como uno de los moduladores del desarrollo intelectual. Tras definir un grupo de procesos centrales subyacentes a la inferencia y conceptualización, los autores describen una serie de cuatro ciclos de reconceptualización (ReConceP), con dos fases diferenciados en cada uno (producción de nuevas unidades mentales y alineación) en los que la velocidad de procesamiento funcionaría como un índice de la eficiencia del cerebro para registrar información y seleccionar una respuesta; de esta manera aquellos sujetos con mejor velocidad de procesamiento tendrían mayor facilidad para integrar la nueva información en los sistemas emergentes durante cada ciclo.

Según este modelo una mente que es eficiente para registrar y representar información también sería eficiente para aprender a abstraerla e integrarla de acuerdo con varios sistemas como el razonamiento lógico, la asociación o los heurísticos.

Los autores son enfáticos al aclarar que los modelos correlacionales y de regresión son insuficientes para explicar la razón de los cambios en la relación de la velocidad de procesamiento y el desarrollo cognitivo. Si bien el modelo es neurológicamente atractivo (el desarrollo neuronal dirigiría el desarrollo intelectual), no excluye la posibilidad que los cambios intelectuales, impulsados por diversas funciones basadas en la cultura, como la socialización y la educación, activen procesos de reconexión en el cerebro que construirían las redes necesarias para satisfacer las necesidades de comprensión y resolución de problemas de los ciclos durante la vida.

Debido al carácter no experimental de las metodologías implementadas en los estudios citados hasta el momento, la relación causal entre las variables no puede darse por sentada, por el contrario, las variaciones en la capacidad predictiva pueden ser consecuencia tanto de procesos de maduración neurológica como de la exposición a ciertos contenidos curriculares, o una combinación de ambos.

Considerando la relevancia identificada en la bibliografía y teniendo en cuenta que las habilidades cognitivas, generales y específicas, pueden diferir en cuanto a su capacidad predictiva sobre las variables académicas, esta investigación se centró en analizar los cambios en las relaciones entre la velocidad de proce-

samiento, en tanto habilidad general y específica, y habilidades académicas básicas como la lectura, el cálculo matemático y el conocimiento de las reglas gramaticales esenciales, necesarias para el adecuado desarrollo del proceso académico.

Método

Participantes

Se evaluaron 223 estudiantes (53.8% mujeres) entre los 4 años 11 meses hasta los 13 años 8 meses, de tres instituciones educativas de carácter público en Antioquia. La población fue seleccionada de manera aleatoria utilizando los datos aportados por los planteles educativos. A fin de mantener la representatividad de la población se estratificó la muestra por grados escolares, de preescolar hasta quinto grado, y género. El tamaño de la muestra se calculó usando un nivel de confianza del 95% y 5% de error.

Instrumentos

Para la evaluación del rendimiento académico y las habilidades cognitivas se utilizaron cinco pruebas de la batería Woodcock-Johnson III, dos pruebas de habilidades específicas para la evaluación de la velocidad de procesamiento y tres pruebas para la evaluación del clúster de Destrezas Académicas, medida usada como estimación del rendimiento académico general. La confiabilidad y descripciones son proveídas por Mather y Woodcock (2005a; 2005b).

Rapidez en la decisión. Mide la habilidad para tomar velozmente decisiones conceptuales correctas. La tarea consiste en identificar rápidamente, en una serie de dibujos, los que tienen mayor similitud conceptual entre sí, el sujeto tiene un total de 3 minutos para completar la mayor cantidad de ítems que pueda. El índice de confiabilidad reportado de la prueba es de 0.87.

Pareo visual. Esta prueba aporta una medida de la rapidez perceptual, es decir, la velocidad con la que un individuo es capaz de discriminar entre distintos símbolos visuales similares. Esta prueba tiene dos versiones. En la primera, enfocada en preescolares, el individuo debe seleccionar tantos pares de figuras iguales como sea posible entre series de cinco estímulos, con un tiempo máximo de 2 minutos. En la segunda versión se le pide al sujeto que localice y señale dos cifras idénticas entre una

serie de seis cifras, los ítems están organizados de menor a mayor grado de dificultad; el evaluado tiene 3 minutos para resolver la mayor cantidad de ítems que pueda. De acuerdo con Mather y Woodcock (2005b) esta prueba cuenta con un índice de confiabilidad de 0.91 en sujetos de cinco a 19 años de edad.

Velocidad de procesamiento (Gs). Mide la habilidad para llevar a cabo tareas cognitivas automáticas. Se calcula a partir de las puntuaciones de las pruebas de Pareo visual y Velocidad de Decisión, por lo que representa una habilidad general. Todas las tareas que componen este clúster se caracterizan por poderse realizar, en principio, por cualquier sujeto si no existieran limitaciones de tiempo. La confiabilidad de este clúster es de 0.92 en sujetos de 5 a 19 años (Mather & Woodcock, 2005b).

Para la medición del rendimiento académico se utilizaron tres pruebas de la batería de Aprovechamiento Escolar (WJ-ACH):

Identificación de letras y palabras. Evalúa la habilidad para la decodificación básica en lectura, así como la aplicación de análisis fonético estructural. Cuenta con una confiabilidad de 0.91 en sujetos de cinco a 19 años.

Cálculo. Mide la capacidad para la realización de operaciones matemáticas. Evalúa desde el conocimiento básico de los números hasta la habilidad para operar con ellos en diferentes grados de complejidad que abarcan desde operaciones aritméticas simples hasta procedimientos algebraicos de mediana complejidad. Presenta un índice de confiabilidad de 0.85.

Ortografía. Permite cuantificar el conocimiento y aplicación de reglas gramaticales básicas del idioma. Tiene una confiabilidad de 0.86 en sujetos de cinco a 19 años.

Clúster de destrezas académicas. Es una medida de las habilidades básicas para el rendimiento académico general, se centra en habilidades y conocimiento esenciales para el adecuado desarrollo de las actividades académicas. Se calcula a partir de las puntuaciones de las pruebas de Identificación de letras y palabras, Cálculo y Ortografía. La confiabilidad reportada para este clúster es de 0.95 para sujetos que se encuentren en el rango de edad de la investigación.

Procedimiento

Se contactó con las instituciones educativas participantes a través de los rectores, a quienes se les expusieron los objetivos de la investigación. Tras su aprobación se realizaron varias reuniones informativas con los profesores con el objetivo de promover su participación y colaboración con la evaluación. Una vez firmados los consentimientos informados por parte de los padres de estudiantes se inició la recolección de la información.

En cada institución se acondicionaron espacios para la evaluación, los instrumentos fueron aplicados por auxiliares de investigación entrenados por más de un año en el uso de la batería. Todos los datos fueron tabulados a través de tabletas conectadas a una base de datos en la nube, lo que facilitó el proceso de generación de informes y análisis posterior de datos.

Análisis de Datos

Se realizó un análisis descriptivo de las variables mediante medidas de tendencia central y dispersión. Para la selección de los coeficientes de correlación, se analizó el cumplimiento del supuesto de normalidad a través de la prueba Kolmogorov Smirnov con corrección de Lilliefors considerando el tamaño de la muestra.

La relación entre las variables se evaluó a través de un coeficiente de correlación, seleccionado a partir de los resultados de la prueba de normalidad. Para determinar la capacidad predictiva de las diferentes pruebas de velocidad de procesamiento, se estimaron dos modelos

de regresión lineal; en el primero se utilizó el clúster Gs para predecir las Destrezas Académicas, a este modelo se le denominó *Modelo General*. Para el segundo, se utilizaron como variables independientes las pruebas de Pareo Visual y Velocidad de Decisión, tratando de identificar el aporte de cada una de ellas a la predicción de las puntuaciones en Destrezas Académicas, este modelo se nombró como *Modelo Específico*.

Adicionalmente, siguiendo la metodología presentada por Cormier et al. (2017), se comparó la capacidad predictiva de los modelos General y Específico mediante los cambios en el estadístico R^2 . También se calcularon los coeficientes estandarizados de regresión por cada grado para analizar los cambios en la relación a lo largo del proceso escolar; para facilitar la interpretación de los resultados, también se calculó el coeficiente de determinación de cada ecuación y la significancia de los coeficientes. Finalmente, se estimó un modelo de senderos que resume los hallazgos de la contribución de las habilidades específicas tanto para la predicción del clúster Gs como para el clúster de Destrezas Académicas. Los procedimientos estadísticos se realizaron utilizando los programas SPSS versión 24 y JASP versión 0.8.4.0.

Resultados

En la tabla 1 se presentan las puntuaciones medias de edad, así como las proporciones de género por grado.

Tabla 1. Edades promedio y proporciones de género por grado.

		Femenino		Masculino		Total
		N	Edad (DE)	N	Edad (DE)	
Grado	Preescolar	15	5.58 (.47)	15	5.36 (.48)	30
	Primero	16	6.93 (.53)	12	6.82 (.51)	28
	Segundo	17	7.50 (.74)	18	7.67 (.74)	35
	Tercero	17	8.38 (.70)	16	8.50 (.75)	33
	Cuarto	26	9.74 (.78)	23	9.86 (.88)	49
	Quinto	29	11.10 (.65)	19	11.53 (.96)	48
Total		120		103		223

Nota: DE= Desviación estándar. N= Frecuencia.

En la tabla 2 se pueden apreciar las medidas de tendencia central y dispersión de las variables. Se encontró que, a excepción de la prueba de Velocidad de Decisión, todas las variables presentaron altos niveles

de asimetría indicando una desviación de la distribución normal, lo que se pudo contrastar de manera matemática con la prueba de normalidad.

Tabla 2. Descriptivos y pruebas de normalidad para las Pruebas de normalidad para la muestra.

	Media	Error estándar de la media	Desviación estándar	Asimetría	Kolmogorov-Smirnov-Lilliefors*		
					Estadístico	gl	Sig.
Velocidad de Procesamiento (Gs)	478.0	.9485	14.10	-.6074	.088	223	.000
Pareo Visual	475.4	1.269	18.87	-.8197	.082	223	.001
Velocidad de Decisión	480.5	.7288	10.83	-.01451	.079	223	.002
Destrezas Académicas	471.7	3.449	51.27	-1.327	.196	223	.000

*Nota: Resultados significativos indican una desviación de la normalidad.

Teniendo en cuenta que ninguna de las variables presentó una distribución normal, se seleccionó el coeficiente de correlación Rho de Spearman para establecer

el nivel de relación entre las variables, los resultados de este procedimiento se presentan en la Figura 1.

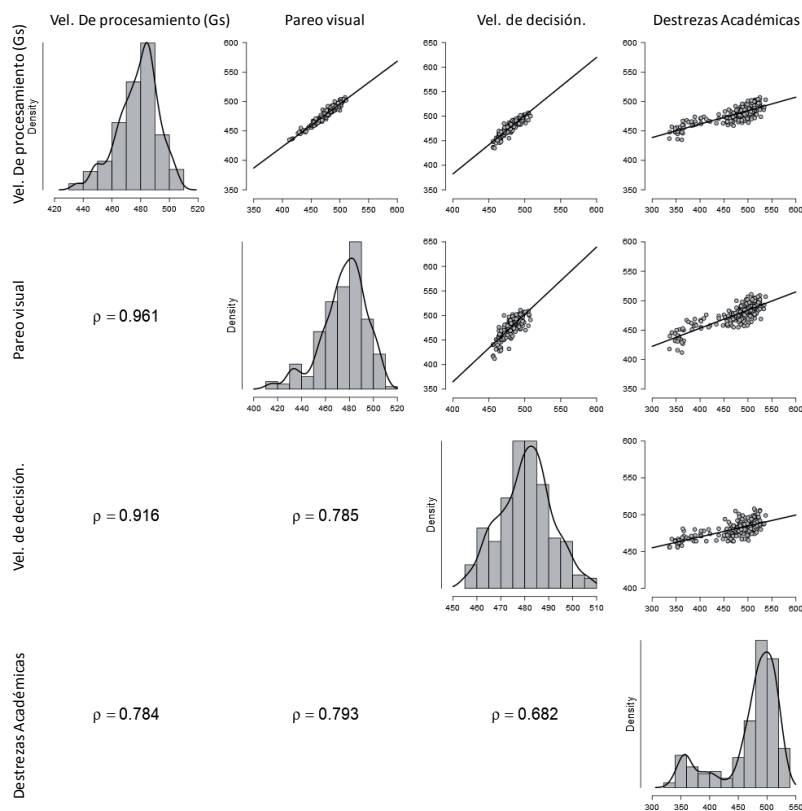


Figura 1. Relaciones entre las pruebas Generales y específicas de Velocidad de procesamiento y el clúster de Destrezas Académicas.

Se encontró una correlación positiva y significativa entre el clúster de Destrezas Académicas y el clúster Gs ($\rho = .785, p < .001$), así como con las pruebas de Pareo Visual ($\rho = .797, p < .001$) y Velocidad de Decisión ($\rho = .676, p < .001$). En todos los casos el nivel de significancia de las relaciones indica una muy baja probabilidad que los resultados se produzcan al azar. Según el valor de los coeficientes de correlación, en todos los casos se encontraron que las relaciones eran moderadas o fuertes.

De acuerdo con McGrew y Wendling (2010), las habilidades específicas podrían aportar a la predicción de las habilidades académicas incluso cuando los clústeres obtenidos a partir de ellas no lo hacen. Partiendo de estos hallazgos se estimaron dos modelos a partir de regresiones lineales simple y múltiples.

Para la interpretación de los modelos se hizo énfasis en el coeficiente de determinación (R^2) y los coefi-

cientes Beta estandarizados, de igual manera se realizó un análisis de normalidad de los residuos y de incorrelación de errores.

Modelo General

Se encontró que el clúster Gs es capaz de predecir la Destreza Académica con un R^2 de 0.68. El estadístico de Durbin Watson se encuentra dentro de los límites interpretativos para concluir independencia de errores (1.494). La prueba Kolmogorov-Smirnov-Lilliefors realizada sobre los residuos estandarizados permite concluir el cumplimiento del supuesto de normalidad ($KSL = .044, p = .200$).

Tabla 3. Modelo general de destrezas académicas

Modelo General B		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	Correlaciones		
		Error estándar	Beta				Orden cero	Parcial	Parte
1	(Constante)	-981.574	67.178		-14.612	.000			
	Velocidad de Procesamiento (Gs)	3.039	.14	.824	21.631	.000	.824	.824	.824

a. Variable dependiente: Destrezas Académicas

La ecuación fue significativa ($F_{(1,221)} = 467,89, p < .001$). Según lo reportado en la tabla 3, la puntuación estandarizada en Destrezas Académicas pronosticada es igual a $-81.574 + 3.039$ (Gs).

Modelo específico

Para analizar la contribución de cada habilidad específica en la predicción de las destrezas académicas se utilizó un modelo de regresión lineal múltiple. La ecuación resultante (Modelo 1) fue significativa ($F_{(2,220)} = 254.38, p < .000$), con un R^2 ajustado de .69, sin embargo, la variable Velocidad de Decisión no aportó significativamente al modelo ($\beta = .093, p = .121$), por lo que se concluyó que su inclusión no contribuía estadísticamente

en la predicción de las Destrezas Académicas, obligando la re-especificación del modelo (Modelo 2), usando sólo la prueba de Pareo Visual como predictor.

Este nuevo modelo resultó ser significativo ($F_{(1,221)} = 503.08, p < .001$) y obtuvo un coeficiente de determinación de .69, según los valores del estadístico Durbin Watson ($DW = 1.45$) se puede concluir la independencia de errores; la prueba de normalidad realizada sobre los residuos indica el incumplimiento del supuesto de normalidad de residuos ($KSL = .066, p = .02$). Los resúmenes de los modelos se presentan en la tabla 4.

Tabla 4. Resúmenes de modelos específicos.

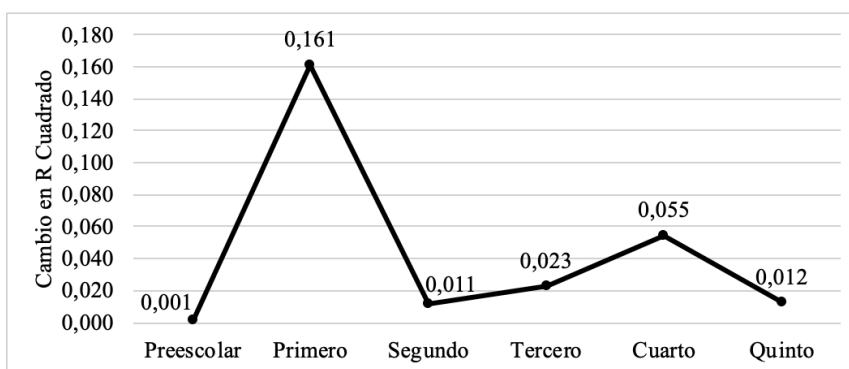
Modelo específico B	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	Estadísticas de colinealidad	
	Error estándar	Beta				Tolerancia	VIF
	(Constante)	-738.82	90.72		-8.14	.000	
Modelo 1	Pareo Visual	2.09	0.17	.76	12.69	.000	.38 2.62
	Velocidad de Decisión	.448	.29	.09	1.56	.121	.38 2.62
Modelo 2	(Constante)	-619.39	48.65		-12.73	.000	- -
	Pareo Visual	2.29	.10	.83	22.43	.000	- -

Finalmente, la puntuación estandarizada en la prueba de Destrezas Académicas fue igual a $-619.39 + 2.29$ (Pareo Visual). De acuerdo con los valores del coeficiente Beta estandarizado, por cada .83 unidades estandarizadas de variación de la prueba de Pareo Visual se correspondería la modificación de una unidad estandarizada de la prueba de Destrezas Académicas.

Diferencias en la capacidad predictiva de las habilidades específicas y generales

Siguiendo la metodología planteada por Cormier et al. (2017), se analizó comparativamente la contribución del clúster Gs y de las pruebas de Pareo Visual y Velocidad de Decisión en los diferentes grados escolares. Para la comparación se estimó, en un primer momento,

el Modelo General por grado escolar, después se estimó un segundo modelo que incluía tanto el clúster Gs como las variables de Pareo visual y Velocidad de Decisión. Los modelos se compararon posteriormente a partir de los estadísticos en el cambio de R^2 , la regla de interpretación indicaba que si los cambios eran significativos ($p < .05$) se podría inferir que el Pareo Visual y la Velocidad de decisión explicaban las Destrezas académicas con un mejor ajuste que el clúster Gs. Aunque se observaron diferencias entre los modelos, especialmente en el grado Primero, estas no eran estadísticamente significativas, indicando que en todos los grados la habilidad general y las específicas logran un ajuste similar en cuanto a la predicción de las destrezas académicas.

Figura 2. Cambios en el estadístico R^2 .

Para analizar la contribución tanto de Gs como de las habilidades específicas en las Destrezas Académicas se analizaron los cambios en los coeficientes beta estandarizados a lo largo del proceso escolar. Este análisis permitió conocer la contribución específica de la habilidad general

(Gs) y de cada una las habilidades específicas (Pareo visual y Velocidad de Decisión) en los diferentes grados escolares. En la Tabla 5 se presentan además los coeficientes de determinación para cada grado junto al valor de cada coeficiente estandarizado y su valor de significancia.

Tabla 5. Coeficientes de determinación y puntuaciones Beta por grado escolar

Grado	Gs			Pareo Visual			Velocidad de Decisión		
	R2 ajustado	β	Sig.	R2 ajustado	β	Sig.	R2 ajustado	β	Sig.
Preescolar	.304	.573	.001	.272	.545	.002	.167	.443	.014
Primero	-.015	.150	.447	.091	.353	.066	-.024	-.117	.552
Segundo	.025	.231	.182	.033	.249	.149	-.008	.148	.396
Tercero	.091	.345	.049	.099	.357	.042	.046	.276	.120
Cuarto	.035	.235	.104	.071	.301	.036	-.021	-.014	.923
Quinto	.106	.353	.014	.054	.272	.061	.110	.359	.012

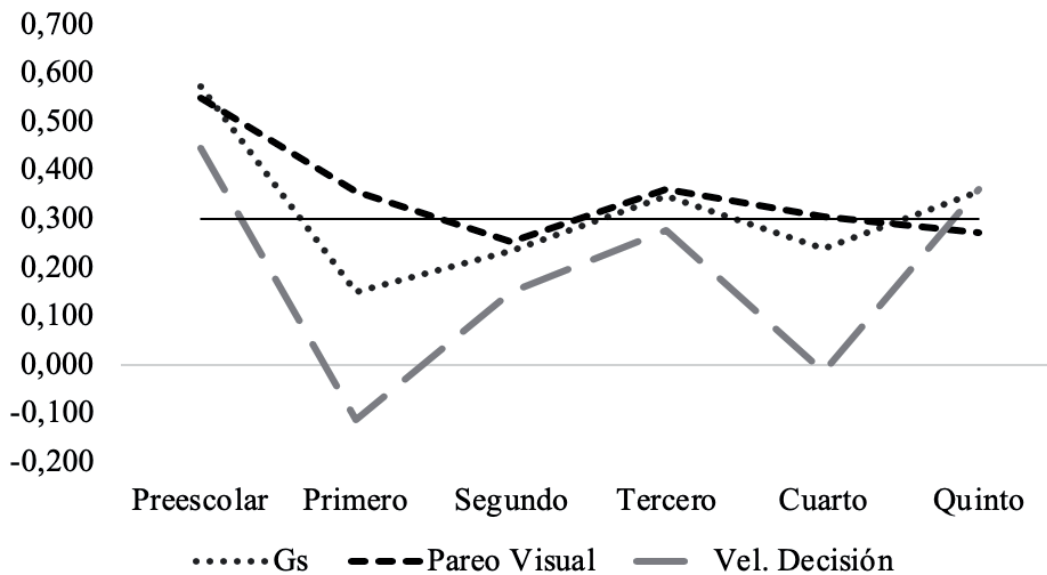


Figura 3. Cambios en la contribución de las habilidades específica y general en la predicción de las destrezas académicas.

En la Figura 3 se aprecia que la contribución de la velocidad de procesamiento en la predicción de las destrezas académicas varía a lo largo del tiempo, siendo más fuertes en los grados preescolares y menores hacia el primer año de educación básica. Según los coeficientes de determinación presentados en la Tabla 5, el único grado que presentó un modelo con un ajuste aceptable

(aunque bajo) fue el de Preescolar, en los demás casos los coeficientes de determinación presentaron valores muy bajos. Estos resultados coinciden con los reportados por Floyd, Evans y McGrew (2003), Kaufman et al. (2012), McGrew y Wendling (2010), en los que también se encontró un descenso de la capacidad predictiva de las medidas psicométricas de la velocidad de procesamiento

(así como de la mayoría de habilidades cognitivas generales) a medida que la edad de los sujetos aumentaba.

Finalmente, se estimó un modelo mediante la técnica de ecuaciones estructurales. Se trató de lograr el mejor ajuste posible que representara los datos. En este

modelo, el clúster general de Velocidad de procesamiento y las pruebas específicas de Pareo Visual y Velocidad de Decisión se incluyen como variables exógenas, teniendo en cuenta que el software WJ III NU Compuscore, permite generar las puntuaciones cuantitativas de la prueba Gs.

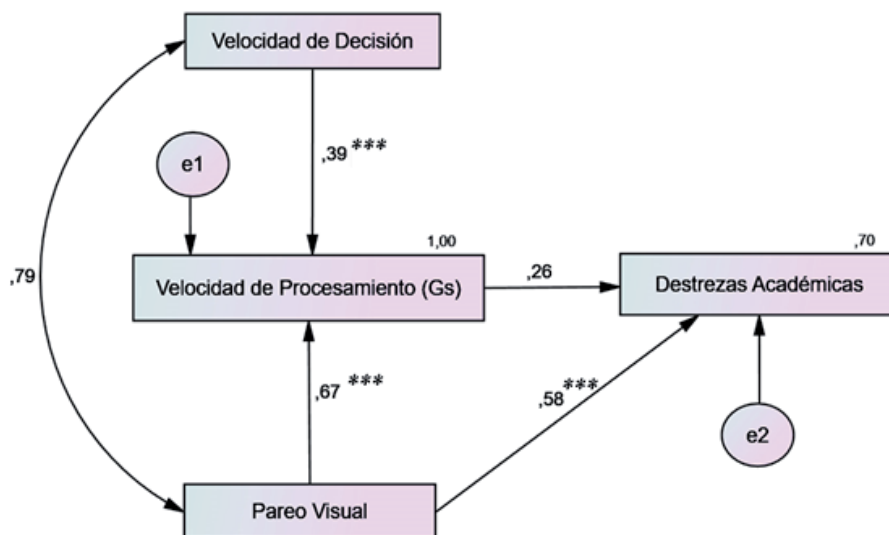


Figura 4. Modelo de relación entre medidas generales y específicas de velocidad de procesamiento y Destrezas Académicas.

El modelo obtuvo un ajuste adecuado, $\chi^2 = 1.431$, $p = .232$, CFI = 1.000, TLI = .999, NFI = .999, RFI = .996, RMSEA = .044. Las pruebas de Pareo Visual y Velocidad de Decisión presentan coeficientes significativos en cuanto a la predicción de Gs, sin embargo, la Prueba de Pareo Visual contribuye en mayor grado a la predicción de las Destrezas Académicas que el clúster de Velocidad de Procesamiento, teniendo en cuenta que la prueba Velocidad de Decisión no presentó una capacidad predictiva significativa en los modelos de regresión el sendero se retiró del análisis previamente para favorecer su comprensión.

Discusión

Velocidad de procesamiento: ¿Perceptual o conceptual?

Hasta el momento, se ha presentado evidencia que permite afirmar que la prueba Pareo Visual se postula como una mejor medida de la velocidad de procesamiento que la prueba Velocidad de Decisión, si el objetivo es la predicción de las Destrezas Académicas.

Mientras que la prueba de Pareo Visual presentó, en general, coeficientes estandarizados de regresión más altos y mejor ajuste en la mayoría de los grados escolares, la prueba Velocidad de Decisión no mostró una contribución significativa al modelo cuando se buscaba predecir las Destrezas Académicas, y en el análisis mantuvo valores beta y ajuste menor que la prueba de Pareo Visual, excepto en el grado Quinto.

Aunque ambas pruebas se consideran como las bases del clúster Velocidad de Procesamiento (Gs), cada una representa en sí misma una operacionalización diferente del proceso; mientras que la prueba de Pareo Visual está compuesta por ítems que obligan la comparación perceptual de una serie de estímulos, la prueba de Velocidad de Decisión requiere de la identificación de categorías simples en cortos periodos de tiempo.

Estos hallazgos coinciden directamente con los reportados por Floyd et al. (2007), quienes concluyen, a partir del análisis de los coeficientes de regresión estandarizados y varianza explicada para cada prueba del estrato I, que el Pareo Visual muestra un mejor ajuste que Velocidad de Decisión como predictor del rendimiento

académico, además de una disminución del coeficiente estandarizado de Gs en los modelos de habilidades generales a medida que el grupo de edad aumenta. Esta evidencia amplía la discusión respecto a los procesos específicos implicados en el desarrollo de las habilidades académicas y el papel modulador de la velocidad de procesamiento durante los primeros años de escolaridad.

Apoiando la relevancia del procesamiento perceptual, Newton y McGrew (2010), lo identifican como el núcleo de la velocidad de procesamiento, ubicándolo hipotéticamente como una habilidad intermedia, dividida a su vez en cuatro sub-habilidades, escaneo, reconocimiento de patrones, memoria y complejidad. La función de la velocidad perceptual sería la de realizar tareas perceptuales y de reconocimiento básicas que impondrían una serie de demandas de diferente complejidad en la memoria a corto plazo.

Considerando lo anterior, la evidencia permitiría concluir que el procesamiento perceptual es fundamental durante las primeras etapas del desarrollo de las habilidades académicas básicas de lectura, matemáticas y escritura, evaluadas por las pruebas de Identificación de Letras y Palabras, Cálculo y Ortografía, y condensadas en el clúster de Destrezas Académicas. Vale la pena señalar que todas estas habilidades son procesos relativamente simples y susceptibles de ser automatizados, comparables con las habilidades específicas del modelo CHC, por lo que el componente perceptual de la velocidad de procesamiento tendría una incidencia justificada, especialmente en los primeros momentos de adquisición y desarrollo de la habilidad. Se requieren investigaciones adicionales para determinar el papel de la velocidad de procesamiento perceptual en procesos como la comprensión de lectura o la solución de problemas que impliquen la aplicación de conceptos matemáticos.

Habilidad general o específica

Respecto a la capacidad de las habilidades generales y específicas para predecir las Destrezas Académicas se puede concluir que no existen diferencias estadísticamente significativas en la cantidad de varianza explicada por los modelos general y específico (Figura 2). Sin embargo, un análisis detallado de la Figura 3 permite inferir que, en todos los casos, excepto en Preescolar y Quinto, la prueba de Pareo Visual es un mejor predictor que el clúster general de velocidad de procesamiento. Conside-

rando que la puntuación del clúster general se obtiene del promedio de las pruebas específicas, se puede concluir que la capacidad predictiva de la velocidad de procesamiento se debe a la velocidad perceptual medida por la prueba de Pareo Visual.

En cuanto a la utilidad de la conceptualización y operacionalización de la velocidad de procesamiento como una habilidad específica o general, los modelos comparados no presentaron mayores diferencias en los cambios en el estadístico R^2 ; de manera similar, el ajuste de los modelos fue similar, así como el cumplimiento de supuestos en cada caso.

Si bien, tanto el modelo general como el modelo específico evidenciaron la relación existente en la velocidad de procesamiento y las destrezas académicas, el análisis de los modelos de regresión por grado mostró que esta relación varía considerablemente en el tiempo.

Finalmente, las diferencias en los valores del coeficiente de regresión en el análisis de senderos, así como la ausencia de significación estadística en la relación entre Gs y Destrezas Académicas, destaca el papel de la velocidad de procesamiento perceptual por sobre la medida general de velocidad de procesamiento, razón por la que se recomienda utilizar la prueba de Pareo Visual como la medida básica para efectos de evaluación y diagnóstico.

Cambios en la relación entre velocidad de procesamiento y destrezas académicas

Las diferencias en los coeficientes estandarizados entre grados presentados en la Figura 3 dan cuenta de la importancia de la velocidad de procesamiento, en especial durante los grados de preescolar y tercero. Estos hallazgos coinciden con los reportados por Floyd et al. (2003), Floyd et al. (2007), Taub et al. (2008), Floyd, McGrew, y Evans (2008), Smedt, Verschaffel, y Ghesquière (2009).

En Preescolar se presentó el mejor ajuste para los modelos General y Específico. Considerando que la media de edad para este grado fue de 5.47 años ($\sigma = .47$) podría concluirse que en esta edad la velocidad de procesamiento es un predictor considerable para las destrezas académicas; Clark, Mize, Garza, Sheffield, Wiebe y Andrews (2014) reportan resultados similares, al referir una fuerte relación de la velocidad de procesamiento y el rendimiento en pruebas de matemáticas a la edad de 5.25 años.

Evans et al. (2001) establecen que la relación entre la velocidad de procesamiento y diferentes habilidades académicas y cognitivas es más fuerte durante las primeras etapas de aprendizaje y desarrollo. La hipótesis detrás de esta relación indica que entre más rápido y eficientemente un sujeto logre automatizar operaciones cognitivas y académicas, más atención y memoria de trabajo puede dirigirse a aspectos de más alto nivel en la ejecución de la tarea. Esta hipótesis establece que la velocidad de procesamiento aumenta de manera natural y ejerce un efecto positivo y directo en la memoria de trabajo, que a su vez mediaría más eficientemente funciones controladas en tareas cognitivas y académicas complejas como la comprensión de lectura.

Kail (1991; 2015) menciona al respecto que el aumento de la velocidad de procesamiento se da considerablemente durante la infancia temprana y media, pero más lentamente en la infancia tardía y la adolescencia, hasta llegar a estabilizarse; esto se puede deber a los cambios madurativos, relacionados con la mielinización; en otras palabras, este proceso es un producto de la maduración del sistema nervioso y puede dar lugar a un aumento en el rendimiento global, ya que la velocidad de procesamiento determinaría qué tan rápido los recursos cognitivos puede ser reasignados a otras tareas y que las diferencias en la velocidad de procesamiento pueden mostrar la adquisición de estrategias más eficientes para solucionar una tarea.

Las conclusiones de investigaciones previas (Demetriou, et al., 2014; Kail, 1991; 2015) apuntan a una interacción compleja entre la velocidad de procesamiento y otros procesos cognitivos durante el desarrollo de las habilidades escolares. Si bien las características específicas de esta dinámica siguen siendo motivo de discusión, los antecedentes coinciden en reconocer y demostrar que la relevancia predictiva de la velocidad de procesamiento tiende a disminuir con el tiempo, posiblemente como consecuencia del logro de niveles básicos de desempeño en las poblaciones estudiadas tras ciertos periodos de tiempo. Por ejemplo, al iniciar el proceso de lectoescritura, aquellos estudiantes que presenten mejores puntuaciones en velocidad de procesamiento desarrollarán las habilidades básicas de análisis estructural y gramatical más rápidamente que sus compañeros, quienes eventual-

mente las logran al iniciar Primer o Segundo grado, disminuyendo la covariación de las puntuaciones.

También se observa que hay una pérdida del ajuste de los modelos después del grado de Preescolar, evidente tanto en una reducción del coeficiente de determinación, como en la disminución de los valores de los coeficientes estandarizados en los grados Primero y Segundo, seguido por una recuperación del ajuste y coeficientes en el grado Tercero, tras el cual se observa nuevamente una disminución, particularmente en el componente perceptual de la velocidad de procesamiento, mientras que en el componente conceptual se observa un tercer momento de recuperación de ajuste y relación hacia Quinto de primaria.

Estas variaciones parecieran seguir un proceso cíclico de aumento y disminución en puntos específicos del desarrollo, mencionados por autores como Demetriou et al. (2014) y Kaufman et al. (2014), que indican que el papel de la velocidad de procesamiento es crucial durante la automatización de los procesos cognitivos y académicos en varios momentos de la infancia.

Con la información presentada hasta el momento se logra concluir que la velocidad de procesamiento, entendida tanto como habilidad general o específica es un adecuado predictor de las Destrezas Académicas en general. Siguiendo el ánimo prudente de las conclusiones en el área (Cormier, et al., 2016; Cormier et al., 2016; 2017; Evans et al., 2001; Floyd, Evans, & McGrew, 2007, Floyd, McGrew, & Evans, 2008, Floyd et al., 2009; McGrew & Wendling, 2010), es necesario indicar que se requieren diseños experimentales para establecer con claridad las características de las relaciones entre los procesos analizados, con la evidencia presentada no es posible asegurar cabalmente si las variaciones son consecuencia de la maduración neurológica, exposición a contenidos curriculares particulares o una combinación de ambos.

Aun así, se considera conveniente que se tengan en cuenta estos resultados en la gestión y diseño de planes curriculares orientados a aprovechar los cambios cognitivos como mediadores en el proceso de aprendizaje. McGrew y Wendling (2010) concluyen al respecto que las habilidades específicas son el nivel primario de acción si lo que se considera es una intervención. De esta manera, los trabajos expuestos por Demetriou et. al. (2014) con relación a las metodologías de estimulación cognitiva y

transferencia a procesos académicos pueden constituir un buen punto de partida.

Finalmente, es necesario resaltar la necesidad de realizar nuevas investigaciones en contextos locales que se enfoquen en la identificación de modelos predictivos del rendimiento escolar en áreas específicas, toda vez que las medidas aquí expuestas abarcan sólo cuantificaciones de los procesos más básicos del rendimiento académico.

Referencias

- Cai D., Li Q. W., & Deng C. P. (2013). Cognitive processing characteristics of 6th to 8th grade Chinese students with mathematics learning disability: Relationships among working memory, PASS processes, and processing speed. *Learning and Individual Differences, 27*, 120–127. doi:10.1016/j.lindif.2013.07.008
- Carroll, J.B. (1993). *Human cognitive abilities: A survey of factor-analytic studies*. Cambridge, England: Cambridge University Press.
- Clark C.A.C., Mize J.N., Garza J., Sheffield T. D., Wiebe S. A., & Andrews K. (2014) Gaining control: changing relations between executive control and processing speed and their relevance for mathematics achievement over course of the preschool period. *Frontiers in Psychology, 5*, 1 – 15. doi: 10.3389/fpsyg.2014.00107.
- Cormier, D. C., Bulut, O., McGrew, K.S., & Frison, J. (2016). The roles of Cattell-Horn-Carroll (CHC) cognitive abilities in predicting writing achievement during the school age-years. *Psychology in the Schools, 53*(8), 787-803. doi: 10.1002/pits.21945.
- Cormier, D. C., Bulut, O., McGrew, K.S., & Singh, D. (2017). Exploring the relations between Cattell-Horn-Carroll (CHC) Cognitive Abilities and Mathematics Achievement. *Applied Cognitive Psychology, 31*(5), 530-538. doi: 10.1002/acp.3350.
- Cormier, D.C., McGrew, K.S., Bulut, O., & Funamoto, A. (2016). Revisiting the Relations Between the WJ-IV Measures of Cattell-Horn-Carroll (CHC) Cognitive Abilities and Reading Achievement During the School-Age Years. *Journal of Psychoeducational Assessment, 35*(8), 731-754. doi: 10.1177/0734282916659208.
- Coyle, T. R. (2013). Effects of processing speed on intelligence may be underestimated: Comment on Demetriou et al. (2013). *Intelligence, 41*(5), 732-734. doi:10.1016/j.intell.2013.06.003
- Demetriou, A., Spanoudis, G., & Shayer, M. (2014). Inference, Reconceptualization, Insight, and Efficiency Along Intellectual Growth: A General Theory. *Enfance, 3*(3), 365-396. doi: 10.4074/S0013754514003097.
- Dodonova, Y.A., & Dodonov, Y.S. (2012). Processing speed and intelligence as predictors of school achievement: Mediation or unique contribution?. *Intelligence, 40*, 163-171. doi: 10.1016/j.intell.2012.01.003.
- Evans, J.J., Floyd, R.G., McGrew, K.S., & Leforgee, M.H. (2001). The relations between measures of Cattell-Horn-Carroll (CHC) cognitive abilities and Reading achievement during childhood and adolescence. *School Psychology Review, 31*(2), 246-262. doi: 10.1002/pits.10083
- Floyd, R.G., Keith, T.Z., Taub, G.E., & McGrew, K.S. (2007). Cattell-Horn-Carroll Cognitive abilities and their effects on Reading decoding skills: g has indirect effects, more specific abilities have direct effects. *School Psychology Quarterly, 22*(2), 200-233. doi: 10.1037/1045-3830.22.2.200.
- Floyd, R.G., Evans, J.J., & McGrew, K.S. (2003). Relations between measures of Cattell-Horn-Carroll (CHC) cognitive abilities and mathematics achievement across the school-age years. *Psychology in the Schools, 40*(2), 155-171. doi: 10.1002/pits.10083.
- Floyd, R.G., McGrew, K.S., & Evans, J.J. (2008). The relative contributions of the Cattell-Horn-Carroll cognitive abilities in explaining writing achievement during childhood and adolescence. *Psychology in the Schools, 45*(2), 132-144. doi: 10.1002/pits.20284.
- Floyd, R.G., McGrew, K.S., Barry, A., Rafael, F., & Rogers, J. (2009). General and Specific Effects on Cattell-Horn-Carroll Broad Ability Composites: Analysis of the Woodcock-Johnson III Normative Update Cattell-Horn-Carroll Factor Clusters

- Across Development. *School Psychology Review*, 38 (2), 249-265. doi: 10.1002/pits.20284
- Kail, R. (1991). Development of processing speed in childhood and adolescence. *Advances in Child Development and Behavior*, 23, 151-185. doi:10.1016/s0065-2407(08)60025-7
- Kail R. V., Lervag A., & Hulme C. (2015). Longitudinal evidence linking processing speed to the development of reasoning. *Developmental Science*, 19(6), 1067-1074. doi: 10.1111/desc.12352.
- Kail, R., & Salthouse, T. A. (1994). Processing speed as a mental capacity. *Acta Psychologica*, 86(2-3), 199–225. doi:10.1016/0001-6918(94)90003-5
- Kaufman, S.B., Reynolds, M.R., Liu, X., Kaufman, A.S., & McGrew, K.S. (2012). Are cognitive g and academic achievement g one and the same g? An exploration on the Woodcock–Johnson and Kaufman tests. *Intelligence*, 40, 123-138. doi:10.1016/j.intell.2012.01.009.
- Mather, N., & Woodcock, R.W. (2005a) *Woodcock-Johnson III: Pruebas de aprovechamiento. Manual del examinador*. Washington, DC: Riverside Publishing Company.
- Mather, N., & Woodcock, R.W. (2005b) *Woodcock-Johnson III: Pruebas de habilidades cognitivas. Manual del examinador*. Washington, DC: Riverside Publishing Company.
- McGrew, K.S., & Wendling, B.J. (2010). Cattell-Horn-Carroll cognitive achievement relations: what we have learned from the past 20 years of research. *Psychology in the Schools*, 47 (7), 651-675. doi: 10.1002/pits.20497.
- Newton, J.H., & McGrew, K.S. (2010). Introduction to the special issue: current research in Cattell-Horn-Carroll-based assessment. *Psychology in the Schools*, 47(7), 621-634. doi: 10.1002/pits.20495.
- Salthouse T. A. (2001). Structural models of the relations between age and measures of cognitive functioning. *Intelligence*, 29(2), 93 – 115.
- Schrank, F.A., & Wendling, B. (2018). Woodcock Johnson IV: Tests of Cognitive Abilities, Tests of Oral Language, Tests of Achievement. En D.P. Flanagan & E.M. McDonough (Eds.), *Contemporary Intellectual Assessment: Theories, Tests and Issues* (pp. 383-452). New York: Guilford Press.
- Smedt B., Verschaffel L., & Ghesquière P. (2009). The predictive value of numerical magnitude comparison or individual differences in mathematics achievement. *Journal of Experimental Child Psychology*, 103(4), 469–479. doi:10.1016/j.jecp.2009.01.010.
- Taub, G.E., Floyd, R.G., Keith, T.Z., & McGrew, K.S. (2008). Effects of general and broad cognitive abilities on mathematics achievement. *School Psychology Quarterly*, 23(2), 187-198. doi: 10.1037/1045-3830.23.2.187.
- Vanderwood, M.L., McGrew, K.S., Flanagan, D.P., & Keith, T.Z. (2002). The contribution of general and specific cognitive abilities to reading achievement. *Learning and Individual Differences*, 13, 159-188. doi:10.1016/s1041-6080(02)00077-8
- Wasserman, J.D. (2005). A History of Intelligence Assessment. En D.P. Flanagan & P.L. Harrison (Eds.), *Contemporary Intellectual Assessment: Theories, Tests and Issues* (pp. 371-401). New York: Guilford Press.