

[Cierre de edición el 31 de diciembre del 2023]

<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>
<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

Comprensión lectora autorregulada apoyada en tecnología en estudiantes de Educación Básica

Self-Regulated Reading Comprehension Supported by Technology in Basic Education Students

Compreensão de Leitura Autorregulada Apoiada pela Tecnologia em Alunos da Educação Básica



Nelly Benavides

Universidad del Pacífico
Guayaquil, Ecuador

nelly.benavides@upacifico.edu.ec

 <https://orcid.org/0000-0002-4973-8642>

Jimmy Zambrano-Ramírez

Universidad del Pacífico
Guayaquil, Ecuador

jimmy.zambrano@upacifico.edu.ec

 <https://orcid.org/0000-0002-2515-4378>

Recibido • Received • Recebido: 03 / 07 / 2022

Corregido • Revised • Revisado: 01 / 10 / 2023

Aceptado • Accepted • Aprovado: 29 / 11 / 2023

Resumen:

Introducción. El aprendizaje autorregulado permite mejorar las habilidades de autoevaluación y selección de tareas de manera eficaz. Sin embargo, no se sabe si la autorregulación apoyada en tecnología mejora el desempeño en la comprensión lectora. **Objetivo.** Explorar la efectividad del aprendizaje autorregulado en línea, con base en tareas de resolución de problemas utilizando un algoritmo de selección, aplicado a la lectura comprensiva. **Metodología.** Se llevó a cabo un estudio experimental en línea con 76 estudiantes distribuidos aleatoriamente en dos grupos: uno recibió capacitación con ejemplos modelados sobre cómo seleccionar las tareas de lectura basándose en el desempeño y esfuerzo mental de tareas previas (i.e., experimental), y el otro seleccionó las tareas según su preferencia (i.e., control). **Resultados.** El ANOVA de los datos de la fase de selección de tareas reveló que el grupo experimental no alcanzó un alto nivel de precisión en la selección de tareas y su desempeño fue bajo. Sin embargo, en la fase de prueba posterior, el grupo experimental logró un más alto nivel de desempeño comparado con el grupo control. **Discusión.** Se concluye que la comprensión lectora autorregulada en un entorno tecnológico puede mejorar los resultados de una prueba de comprensión cuando se guía la toma de decisiones con base en el desempeño y carga cognitiva previa. Se finaliza con recomendaciones para la investigación futura y la práctica educativa.

Palabras clave: Aprendizaje; autoevaluación; rendimiento escolar; resolución de problemas.



<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>

<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

Abstract:

Introduction. Self-regulated learning enables the effective improvement of self-assessment skills and task-selection abilities. However, it is unknown whether technology-supported self-regulation enhances performance in reading comprehension. **Objective.** This research aimed to explore the effectiveness of online self-regulated learning, based on problem-solving tasks, using a selection algorithm applied to reading comprehension. **Method.** The research was an online experimental study conducted with 76 students. They were randomly distributed into two groups: one received training with modeled examples on how to select reading tasks based on the performance and mental effort of previous tasks (i.e., experimental); the other selected tasks based on their preference (i.e., control). **Results.** The ANOVA analysis of the task selection phase data revealed that the experimental group did not achieve a high level of accuracy in task selection, and their performance was low. However, in the subsequent testing phase, the experimental group achieved a higher performance level than the control group. **Discussion.** It is concluded that self-regulated reading comprehension in a technological environment can improve comprehension test results when decision-making is guided by previous performance and cognitive load. The study concludes with recommendations for future research and educational practice.

Keywords: Learning; self-assessment; school performance; problem resolution.

Resumo:

Introdução: A aprendizagem autorregulada permite melhorar as habilidades de autoavaliação e seleção de tarefas. No entanto, não se sabe se a autorregulação apoiada pela tecnologia melhora o desempenho na compreensão de leitura. **Objetivo.** Explorou-se a eficácia da aprendizagem autorregulada online, com base em tarefas de resolução de problemas usando um algoritmo de seleção, aplicado à leitura compreensiva. **Metodologia.** Foi conduzido um estudo experimental online com 76 alunos distribuídos aleatoriamente em dois grupos. Um grupo recebeu treinamento com exemplos modelados sobre como selecionar tarefas de leitura com base no desempenho e esforço mental de tarefas anteriores (grupo experimental); enquanto o outro, selecionou tarefas de acordo com suas preferências (grupo de controle). **Resultados.** A análise de variância (ANOVA) dos dados da fase de seleção de tarefas revelou que o grupo experimental não alcançou um alto nível de precisão na seleção de tarefas e seu desempenho foi baixo. No entanto, na fase de teste posterior, o grupo experimental obteve um nível mais alto de desempenho em comparação com o grupo de controle. **Discussão.** Os resultados sugerem que a compreensão de leitura autorregulada em um ambiente tecnológico pode melhorar o desempenho em um teste de compreensão quando a tomada de decisões é orientada pelo desempenho e carga cognitiva anteriores. O estudo encerra-se com recomendações para pesquisas futuras e práticas educacionais.

Palavras-chave: Aprendizagem; resolução de problemas; desempenho escolar; autoavaliação.

Introducción

La lectura independiente constituye el pilar fundamental en el proceso educativo, su desarrollo permite al estudiantado incrementar el nivel de conocimiento y, de esta forma, generar mejores condiciones para afrontar toda su formación profesional y académica



(Rodríguez Zambrano et al., 2018). En la actualidad, la mayoría de las actividades de trabajo requieren personal con competencia lectora más allá de la decodificación (Gauthier, 2018).

Debido a la pandemia Covid-19, las instituciones educativas se vieron obligadas a realizar un cambio abrupto para adaptarse a los nuevos conceptos de la enseñanza en línea, tomando un nuevo comportamiento y una rápida adopción de tecnologías de enseñanza-aprendizaje. Este cambio vertiginoso originó varios inconvenientes entre los cuales podemos mencionar: el sector escolar estaba menos digitalizado que el sistema de educación superior, dificultad del manejo de las tecnologías por parte del personal docente, y dificultad de comunicación entre maestros, maestras y estudiantado, entre otros. En tal virtud, la comunidad educativa se vio en la obligación de migrar de la enseñanza tradicional a una nueva metodología conocida como enseñanza remota de emergencia (ERT), lo que podría facilitar que el alumnado monitoreara y regulara su propio aprendizaje mejorando su desempeño (Hodges et al., 2020).

Teniendo presente esta situación, resulta crítico que se fortalezca la lectura autorregulada desde los primeros años de escolaridad. Además, a medida que el estudiantado es promovido hacia grados superiores, se deben usar métodos de lectura basados en la toma de decisiones informadas en los resultados inmediatos. Sin embargo, si bien la autorregulación durante la lectura ha recibido atención por parte de los equipos investigadores, aún no se ha estudiado la efectividad del modelamiento como estrategia de autorregulación (Raaijmakers et al., 2019) de la lectura comprensiva. En consecuencia, el objetivo de este estudio fue explorar la efectividad de la guía modelada a través de un algoritmo de selección de tareas para mejorar la lectura comprensiva del estudiantado de acuerdo con su desempeño y esfuerzo mental percibido (Kostons et al., 2012).

Marco teórico

Aprendizaje autorregulado y carga cognitiva

En la actualidad se espera que el estudiantado adquiera competencias que le permitan ser autónomo y exitoso, capaz de regular su propio proceso de aprendizaje (Lamas Rojas, 2008). El aprendizaje autorregulado es comprendido como el conjunto de pensamientos, sentimientos y la capacidad que tiene el alumnado de aprender, de forma independiente, autorregulando sus procesos de aprendizaje (Zimmerman, 1989). En general, el aprendizaje autorregulado es un proceso continuo y cíclico que permite al estudiantado activar diferentes niveles cognitivos de comportamiento, además de incrementar la motivación, con el objetivo de alcanzar sus objetivos y tener un mejor desempeño durante su vida escolar (Zimmerman, 2000).

La teoría de la carga cognitiva es un enfoque de la enseñanza y la instrucción que se fundamenta en las investigaciones de la arquitectura cognitiva humana (Kirschner et al, 2018; Sweller et al, 2019). Los componentes de esta arquitectura son la memoria de trabajo y la memoria de largo plazo, así como la relación entre ambas memorias. La memoria de trabajo es

<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>

<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

un almacén temporal con poca capacidad de procesamiento de la información, y la memoria de largo plazo se compone de las estructuras mentales que resultan del aprendizaje (Baddeley et al., 2020). Hasta el momento, no se conocen los límites de la memoria de largo plazo. Los límites de la memoria de trabajo aparecen cuando las tareas de aprendizaje son nuevas. Si la tarea contiene más elementos de lo que es posible procesar, la memoria de trabajo experimentará sobrecarga cognitiva. Sin embargo, cuando el estudiantado es avanzado o ya tiene estructuras mentales de la tarea, estos límites desaparecen (Zambrano et al., 2019). Los procesos cognitivos incluyen el monitoreo y control de la información de las tareas de aprendizaje y de la información almacenada en la memoria de largo plazo (Dunlosky & Tauber, 2016). Cada estudiante puede monitorear su nivel de comprensión y adquisición de la información, y puede tomar decisiones sobre las tareas que debe realizar para alcanzar su meta de aprendizaje (i.e., control).

El monitoreo y control de las tareas son elementos clave durante el aprendizaje autorregulado, recientemente estudiadas desde la perspectiva de la carga cognitiva (de Bruin, et al., 2020; Seufert, 2020). En tareas de aprendizaje que requieren resolución de problemas, el estudiantado debe monitorear su desempeño mientras está realizando una actividad (i.e., 'autoevaluación', para distinguirla del monitoreo durante el desempeño de la tarea). Una vez que se ha completado la tarea, se debe seleccionar la siguiente tarea con el nivel de complejidad y apoyo apropiado, acorde a su nivel de desempeño y esfuerzo mental, de esta manera se evita la sobrecarga cognitiva (Corbalan et al., 2008; van Gog et al., 2020; van Merriënboer & Sweller, 2010). El estudiantado puede decidir si volver a estudiar la tarea o no y la cantidad de esfuerzo mental que invertirá en la siguiente tarea (van Gog et al., 2020). Sin embargo, también puede experimentar dificultades para autoevaluar una tarea, es decir, no puede controlar su propio aprendizaje, ya que, frecuentemente, no recuerda su desempeño luego de finalizar una tarea (Kostons et al., 2012). De la misma manera, la regulación puede conducir a un menor desempeño en la tarea si el estudiantado tiene recursos cognitivos limitados (van Gog et al., 2011), cuando el estudiantado muestra poca comprensión sobre las estrategias más relevantes de aprendizaje autorregulado o se da por vencido ante la dificultad (Winne & Jamieson-Noel, 2002).

En cuanto a los hallazgos de investigaciones anteriores (Baars et al., 2020; Kostons et al., 2010; 2012), si bien son recientes (véase Seufert, 2020), sugieren que la selección de tareas posteriores basadas en el desempeño del estudiantado, combinadas con el esfuerzo mental invertido, producen un aprendizaje significativo (Corbalan et al., 2008). Sin embargo, en un entorno de aprendizaje autorregulado, las tareas no son seleccionadas por el sistema, sino por el propio estudiantado, al permitir que tenga control sobre la selección de tareas. Por esto, el aprendizaje se condiciona a la precisión de las autoevaluaciones, así como a las elecciones de tareas. La reiteración de la autoevaluación y la selección de tareas da lugar a un modelo cíclico de autorregulación (Zimmerman, 1989), donde el resultado del desempeño de una tarea es el insumo para la decisión de las siguientes tareas (Raaijmakers et al., 2019).

A partir de una capacitación inicial de aprendizaje autorregulado, la precisión de la autoevaluación puede mejorar, por lo que, en una investigación realizada, las personas participantes primero recibieron capacitación en autoevaluación y selección de tareas con ejemplos de modelado de video, luego participaron en la resolución de problemas y la autoevaluación durante una fase de aprendizaje en la que recibieron retroalimentación de autoevaluación, seguida de resolución de problemas y autoevaluación durante una fase de prueba en la que la retroalimentación ya no estaba presente (Kostons et al., 2012; Raaijmakers et al., 2018, 2019).

Lectura y aprendizaje autorregulado

En la mayoría de los países latinoamericanos, la lectura es una actividad que se practica con poca frecuencia (Álvarez Zapata et al., 2009). Al parecer, esto se debe a pobres procesos de autorregulación, lo que a su vez afecta negativamente la adquisición de conocimientos a lo largo de la vida (Rodríguez Zambrano et al., 2018). Una de las limitaciones para que la lectura no sea un hábito practicado se debe a que es una actividad no significativa y usualmente instrumental, que al parecer fomenta una adquisición de conocimiento poco elaborada (Kaufman & Rodríguez, 2001).

La comprensión lectora tiene como principal objetivo el aprendizaje; establece, de manera precisa, los procesos cognitivos, metacognitivos, motivacionales y estrategias que permiten procesar, organizar y regular la información de los materiales que deben ser aprendidos, así como fomentar y fortalecer que el aprendizaje debe ser regulado (Solano Pizarro et al., 2004).

Los procesos de autorregulación y comprensión lectora se dan en paralelo. Por una parte, el modelo de autorregulación establece tres etapas entre las cuales se tiene: (1) planificación, es la fase inicial en la cual el alumnado se enfrenta por primera vez a la tarea, (2) ejecución, en esta fase se realiza la actividad y las acciones se ponen en marcha, y (3) autoevaluación, fase donde hace reflexiones y reacciones una vez terminada la tarea (Panadero & Alonso-Tapia, 2014; Pintrich, 2000; Zimmerman, 2000). Cada fase corresponde a un nivel didáctico de comprensión lectora que consta de tres etapas: (1) planificar el proceso de lectura estableciendo metas concretas, activando conocimientos previos del texto a trabajar y activando el conocimiento metacognitivo, a partir de esto se formula un plan trabajo que envuelve tomar decisiones en relación a cómo se afrontará la tarea de lectura de un material de aprendizaje (Solano Pizarro et al., 2004); (2) emplear los procesos cognitivos; como identificar las palabras, construir proposiciones, identificar ideas y crear un modelo de situación, mediante el uso de diferentes estrategias de comprensión lectora (Solano Pizarro et al., 2004), (3) la autoevaluación del proceso realizado, después de leer el estudiantado asegura la comprensión textual y valora su nivel de logro obtenido, además de reflexionar sobre la realización de la tarea y del desempeño de lo aprendido (Pressley & Wharton-McDonald, 1997).



<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>

<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

En tal sentido, al emplear correctamente las etapas tanto de la comprensión lectora como la de la autorregulación, se podría tener una población lectora efectiva autorregulada con capacidad de desarrollar habilidades de manera autónoma, reflexiva y constructiva (Rodríguez Zambrano et al., 2018). Hasta el momento son escasos los trabajos de investigación en autorregulación y estrategias de comprensión lectora (Pintrich, 2000; Solano Pizarro et al., 2004). Por ello, en la presente investigación se busca un mayor entendimiento de la situación en que se encuentra el estudiantado de primaria, en cuanto a las fases de autorregulación a partir de estrategias de la comprensión lectora, que permitan favorecer el aprendizaje.

Estudio actual

El estudio se basa en la autorregulación implicada en la comprensión lectora de textos con la combinación de esfuerzo mental y desempeño invertido, permitiendo que el estudiantado tenga el control sobre la selección de tareas con un modelo que monitorea el rendimiento y un algoritmo de selección de tareas (Merrill, 1980).

Se utilizaron parcialmente las hipótesis del estudio de Raaijmakers et al. (2018), donde es posible que las personas participantes del grupo experimental obtengan puntuaciones más altas en las pruebas de selección, resolución de tareas y en la prueba posterior, empleando un menor esfuerzo mental (hipótesis 1). Estas personas participantes serán capaces de tomar decisiones de selección de tareas más precisas que las personas participantes del grupo control (hipótesis 2), ya que podrían basarse directamente en el desempeño real indicado y en el esfuerzo mental.

Metodología

Diseño

Se llevó a cabo un estudio experimental en línea con dos grupos o muestras independientes. La variable independiente fue el tipo de apoyo del aprendizaje autorregulado con dos niveles: con modelamiento de la selección de tareas y sin esta. Las variables dependientes fueron el desempeño y el esfuerzo mental. El estudio involucró tres fases: prueba previa, selección y resolución de problemas, y prueba posterior. Se usó el análisis de varianza (ANOVA) para probar las hipótesis y se estimó el tamaño del efecto según los lineamientos de Cohen (1992): efecto pequeño $\eta_p^2 = .01$, mediano $\eta_p^2 = .06$, y grande $\eta_p^2 = .14$.

Participantes

La muestra se definió con un cálculo de potencia estadística. G*Power mostró que el mínimo de muestras para una potencia de .8, un efecto grande (i.e., .14) y dos grupos de

muestras independientes es de 68. El estudio se realizó con 76 estudiantes, 44 de un salón de clases de jornada matutina y 32 de un salón de clases de la jornada vespertina, de séptimo año de educación general básica de una escuela ubicada en la ciudad de Quito. La totalidad de sus participantes estaba tomando la asignatura de Lengua y Literatura. Participaron 41 hombres y 35 mujeres, con una edad de promedio de 11,26 años ($DE = 0,55$). Cuatro personas docentes tutoras de los séptimos años, autoridades de la institución, padres y madres de familia, a quienes se les informó del procedimiento.

Materiales y procedimiento

El estudiantado participó en un entorno de aprendizaje virtual sobre el tema de comprensión lectora, dividido en dos grupos: control (seleccionaban las tareas de su preferencia) y experimental (seleccionaban las tareas combinado el desempeño y esfuerzo mental invertido).

En las tareas de resolución de problemas, la capacitación del grupo experimental y de control fueron similares a las utilizadas por [Kostons et al. \(2012\)](#); [Raaijmakers et al. \(2018\)](#). Todos los materiales estaban disponibles en la web, utilizan un entorno de aprendizaje en línea, dedicado y diseñado para el presente estudio.

El estudio se llevó a cabo de manera virtual en una sala de Zoom en 2 sesiones, una sesión en la jornada matutina con 44 estudiantes y dos personas docentes tutoras, y una sesión en la jornada vespertina con 32 estudiantes y dos personas docentes tutoras. Estos dos grupos se distribuyeron en dos grupos uno experimental y otro de control. Para el desarrollo de las actividades se estableció como requisito encender las cámaras, para una mayor transparencia del proceso.

Los materiales utilizados fueron: dos videos de ejemplos, modelados para la selección de tareas los cuales fueron grabaciones de pantalla creadas con Filmora Video Editor, los cuales sirvieron como guía para cada uno de los grupos. También 45 formularios creados en Google Forms diseñados específicamente con las lecturas que cada estudiante podría elegir y finalmente una página web o blog personal en el cual se alojaron los formularios y tres tablas de selección de tareas.

Como ya se mencionó, el estudio es una adaptación de la investigación de [Raaijmakers et al. \(2018\)](#). Por tal motivo, previo al desarrollo de las actividades, el estudiantado fue capacitado mediante videos explicativos donde se indicaba la metodología a seguir y el procedimiento para realizar la selección de tareas.

Los pasos para seguir fueron: (1) Completar una prueba preliminar con una duración de diez minutos. (2) Se hizo un recordatorio de la capacitación realizada el día anterior con un tiempo de 20 minutos. (3) Selección de tareas de acuerdo con el ritmo de cada estudiante. (4) Resolución de tareas seleccionadas, mediante un enlace de acceso a la página web. (5) Solución



<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>
<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

de prueba final con el propósito de comprobar el desempeño de comprensión lectora, con una duración de diez minutos.

Como parte de un incentivo, cada estudiante recibió una nota de 10 puntos en la asignatura como retribución a su esfuerzo.

Las tareas de resolución de problemas correspondieron al área de Lengua y Literatura dirigidas al séptimo año de general básica (comprensión lectora). Las lecturas utilizadas en este experimento fueron seleccionadas por el equipo de autoría del estudio tomando en consideración el nivel de aprendizaje del estudiantado. Se diseñaron un total de 45 tareas, las mismas que fueron divididas en tres niveles de complejidad y con tres niveles de apoyo dentro de cada nivel de complejidad (Tabla 1).

Tabla 1: Selección y resolución de tareas

Complejidad Nivel	COMPLEJIDAD 1			COMPLEJIDAD 2			COMPLEJIDAD 3		
	<ul style="list-style-type: none"> Hallar idea principal Comprender la secuencia 			<ul style="list-style-type: none"> Hallar idea principal Comprender la secuencia Hacer predicciones Distinguir entre hecho y opinión 			<ul style="list-style-type: none"> Hallar idea principal Comprender la secuencia Hacer predicciones Distinguir entre hecho y opinión Sacar conclusiones e inferencias Resumir 		
Apoyo Nivel	Alto apoyo	Bajo apoyo	Sin apoyo	Alto apoyo	Bajo apoyo	Sin apoyo	Alto apoyo	Bajo apoyo	Sin apoyo
Tareas de aprendizaje	El secreto de las plantas	Las plantas	Las plantas: Las salvavidas de los seres humanos	La rosa de Jericó	Rosa de Jericó	La verdadera rosa de Jericó	La diosa de la guayusa	La guayusa reconstrucción histórica de la experiencia: los orígenes	Ilex guayusa Loes
	La aventura de los animales	Animales vertebrados	El origen de los vertebrados	El león y los 3 bueyes	León Panthera Leo	León africano	El águila y el escarabajo	Águila real	Águila real: Aquila chrysaetos
	Diego y la tormenta	Las tormentas	Tormentas	El muñeco de nieve	Nieve atmosférica	La ciencia de la nieve	Cuento del arcoíris	El arcoíris	Historia de la ciencia del arco iris
	Alberto no quiere ir a la ducha	La evolución del concepto de salud	Organización Mundial de la Salud (OMS)	Cuento sobre el resfriado	Gripe	Temas de salud: Gripe	El médico culturista	Hábitos saludables en la infancia	Alimentación saludable y balanceada
	Fenómenos naturales	Desastres naturales	Desastres naturales: Fenómenos que afectan a los seres vivos	La erupción del Vesubio	Erupciones volcánicas	Volcanes	La inundación	¿Qué son las inundaciones?	Inundación

Nota: Elaboración propia a partir de Raaijmakers et al. (2018).



La página web usada tuvo las 45 tareas de resolución de problemas que muestran los diferentes niveles de complejidad, los niveles de apoyo dentro de cada nivel de complejidad, y las características superficiales de las tareas de aprendizaje, según el estudio de [Raaijmakers et al. \(2018\)](#).

Los niveles de complejidad (fila superior de la [Tabla 1](#)) se incrementaron de acuerdo con tres niveles de comprensión lectora, a saber:

El primer nivel de complejidad del procedimiento de resolución de tareas está a su vez estructurado con dos estrategias de comprensión lectora: (1) hallar la idea principal, (2) comprender la secuencia. En el segundo nivel de complejidad dividido con cuatro estrategias de comprensión lectora: (1) hallar la idea principal, (2) comprender la secuencia, (3) hacer predicciones, (4) sacar conclusiones e inferencias. Y finalmente el tercer nivel de complejidad con seis estrategias de comprensión lectora: (1) hallar la idea principal, (2) comprender la secuencia, (3) hacer predicciones, (4) sacar conclusiones e inferencias, (5) distinguir entre hecho y opinión, (6) resumir.

En cada nivel de complejidad había tres diferentes niveles de apoyo, el soporte y la orientación, que se iba retirando gradualmente hasta que estudiantes fueran capaces de realizar de forma independiente las tareas (vea segunda fila de la [Tabla 1](#)). En el nivel con alto apoyo contaban con los pasos para encontrar la estrategia de comprensión lectora, además de un ejemplo de cómo desarrollar la tarea y la respuesta correcta de cada pregunta.

En el nivel con bajo apoyo contaban con los pasos para encontrar la estrategia de comprensión lectora sin las respuestas correctas, a diferencia de cuando se utilizaba un alto nivel de apoyo, finalmente en el nivel sin apoyo se requería que el estudiantado leyera el texto, comprendiera y contestara todas las preguntas por sí mismo, de acuerdo con su nivel de comprensión ([Paas, 1992](#)).

Se debe considerar que esto permitió que pasaran de niveles altos de orientación de instrucción a baja o ninguna orientación dentro de un nivel de complejidad, en línea con la estrategia de conclusión ([Paas, 1992](#); [van Merriënboer et al., 2002](#)). La combinación de tres niveles de complejidad y tres niveles de apoyo creó 9 columnas en las que se organizaron las tareas. En cada columna, se presentaron cinco tareas una por cada fila. Resultó un total de 45 tareas.

Mediciones

Las mediciones se realizaron sobre el desempeño y el esfuerzo mental, las mismas que se condujeron en las fases del estudio. Las tareas y las mediciones se realizaron en una página de Blogger integrada con formularios de Google, para leer los fragmentos de lectura y dar las respuestas a las preguntas. La primera página del blog ([Tabla 1](#)) presentó la base de tareas de lectura, de forma que el estudiantado pudiera seleccionar cuáles llevar a cabo durante la sesión. Las tareas de lectura se seleccionaron de los materiales de clase consultando el nivel de complejidad con otros profesores y profesoras de Lengua y Literatura.

<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>
<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

Prueba previa

Se aplicó una prueba preliminar para verificar el nivel de comprensión lectora antes de desarrollar las estrategias que se emplearon en el estudio. Esta prueba se aplicó en los dos grupos del estudio.

Selección y resolución de las tareas

Para la fase de selección y resolución de tareas, el estudio de [Raaijmakers et al. \(2018\)](#) señala la siguiente manera: solicitar al estudiantado del grupo de control ingresar a la página web, seleccionar y realizar ocho tareas de su propia elección. Luego leer y contestar las preguntas de los formularios de resolución de tareas de acuerdo con el nivel de complejidad. Al estudiantado del grupo experimental, al igual que al grupo de control, se le solicitó ingresar a la página web y después de contestar las preguntas de los formularios de resolución de tareas, calificar en una escala del 1 al 9, cuánto esfuerzo mental invirtió en resolver ese problema ([Paas, 1992](#)). Esta escala ha mostrado ser válida y confiable para diferentes condiciones de complejidad ([van Gog & Paas, 2008](#)). El cuestionario se presentó de forma horizontal con etiquetas donde: (1) es muy poco esfuerzo mental y (9) es mucho esfuerzo mental. Una vez finalizada la tarea se mostraron los resultados del desempeño, asignando 1 punto por cada respuesta correcta contestada. En el primer nivel de complejidad se obtuvo un total de (0-2), en el segundo nivel de complejidad un total de (0-4), y en el tercer nivel de complejidad un total de (0-6).

Para desarrollar la siguiente tarea, el estudiantado debía combinar el desempeño y la calificación del esfuerzo mental, de acuerdo con la [Figura 1](#), sobre el algoritmo de selección de tareas ([Corbalan et al., 2008](#); [Kostons et al., 2012](#); [Raaijmakers et al., 2018](#)).

Figura 1: Algoritmo de Selección de Tareas

Desempeño 2	+2	+1	0
1	+1	0	-1
0	0	-1	-2
	1-3	4-6	7-9 Esfuerzo Mental

Desempeño 3-4	+2	+1	0
1-2	+1	0	-1
0	0	-1	-2
	1-3	4-6	7-9 Esfuerzo Mental

Desempeño 4-6	+2	+1	0
2-3	+1	0	-1
0-1	0	-1	-2
	1-3	4-6	7-9 Esfuerzo Mental

Nota: Elaboración propia a partir de [Raaijmakers et al. \(2018\)](#).



La [Figura 1](#) muestra el tamaño y la dirección del salto para cada una de las combinaciones de desempeño y esfuerzo mental. La selección de tareas combina puntuaciones en el desempeño y el esfuerzo mental como un proceso específico y apropiado de selección de tareas (consulte la [Figura 1](#)). La figura recomendaba, por ejemplo, que si una calificación de desempeño de 4 combinada con una calificación de esfuerzo mental de 6 daría como resultado un consejo de selección de tareas para avanzar 1 paso (es decir, una columna a la derecha) en la base de datos de tareas, lo que conduciría a una tarea con menor apoyo en el mismo nivel de complejidad, o una tarea con un alto soporte en un nivel más alto de complejidad ([Raaijmakers et al., 2018](#)).

Prueba posterior

Una vez finalizada la fase de selección y resolución de tareas se pidió al estudiantado que completara una prueba posterior. Las tareas de las fases de prueba previa, selección y resolución de tareas, prueba posterior tenían estructura similar a las lecturas diferentes.

Resultados

Los datos se analizaron con 2 grupos: experimental y control con análisis multivariado de varianza (MANOVA) y ANOVA. Las variables dependientes el rendimiento y el esfuerzo mental se midieron y analizaron en la fase de selección y resolución de tareas. Todos los análisis se hicieron con el paquete SPSS versión 26 para Mac. Los estadísticos descriptivos se muestran en la [Tabla 2](#), que presenta un resumen de la media y la desviación estándar, del grupo control y el grupo experimental, clasificadas de acuerdo con prueba previa y la prueba posterior.

Se encontró que el grupo experimental en la prueba previa obtuvo un puntaje promedio de 4,20 con una desviación estándar de 1,32 para 44 participantes. En la prueba previa, el grupo control obtuvo un puntaje promedio de 4,25 con una desviación estándar de 1,566 para el grupo de 32 participantes. En ese sentido, se observa que el grupo experimental exhibió una menor dispersión en los puntajes de 44 participantes en comparación con el grupo control.

En cuanto a la prueba posterior, el grupo experimental obtuvo un promedio de 4,16 puntos, y una mayor dispersión con 1,61, con una diferencia de 0,04 puntos por debajo de la prueba previa. El grupo control también presenta una disminución del puntaje promedio con 3,41 puntos y una dispersión de 1,52, con una diferencia de 0,84 por debajo en cuanto a la prueba previa. Sin embargo, el grupo experimental mostró en la prueba posterior un mejor puntaje en promedio con respecto del grupo control.

En cuanto al desempeño, ambos grupos muestran un promedio muy cercano con 2,65 el grupo control y con 2,61 el grupo experimental.

<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>
<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

Tabla 2: Estadísticos descriptivos del grupo control y experimental

Mediciones	Condición	N	M	DE
Prueba previa (6 puntos)	Control	32	4.25	1.57
	Experimental	44	4.20	1.32
Desempeño (6 puntos)	Control	32	2.66	0.94
	Experimental	44	2.61	0.99
Prueba posterior (6 puntos)	Control	32	3.41	1.52
	Experimental	44	4.16	1.61

Nota: Elaboración propia.

El MANOVA mostró, a partir de una serie de contrastes basados en el estadístico *F*, qué efectos (si los principales o el de las interacciones) son significativamente distintos de cero. La **Tabla 3** de pruebas de efectos intersujetos muestra que las diferencias que se aprecian en las medias de la variable dependiente (grupo experimental) responden al efecto provocado por la interacción de la variable independiente (grupo control), con una significancia < .05 para la prueba previa, la prueba posterior, y el desempeño. De igual forma se aprecia que ha resultado significativo el valor del efecto de la prueba posterior, tanto en el modelo corregido como en la condición.

Tabla 3: Prueba de efectos inter-sujetos

Origen	Variable dependiente	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	p	η_p^2
Condición	Prueba previa	0.04	1	0.04	0.02	.89	0.01
	Prueba posterior	10.50	1	10.50	4.23	.04	0.05
	Desempeño	241.54	1	241.54	2.65	.11	0.04
Error	Prueba previa	151.16	74	2.04			
	Prueba posterior	183.61	74	2.48			
	Desempeño	6.737.13	74	91.04			

Nota: Elaboración propia.

Adicionalmente se realizó un ANOVA bidireccional que se muestra en la **Tabla 4**. Para evaluar las variaciones de los grupos de acuerdo con cada prueba. Resultó significativo el valor del efecto de la prueba posterior ($p = .043$ menor a .05); es decir, existen diferencias entre el puntaje promedio del grupo control y el grupo experimental, para el post test. Para la prueba previa y desempeño no existe evidencia de diferencias entre ambos grupos.



Tabla 4: Análisis de varianza bidireccional

Análisis ANOVA bidireccional		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	p	η_p^2
Prueba previa (6 puntos)	Entre grupos	0.04	1	0.04			
	Dentro de grupos	151.16	74	2.04	0.02	.89	0.01
Desempeño	Entre grupos	0.03	1	0.03			
	Dentro de grupos	69.65	74	0.94	0.04	.85	0.01
Prueba posterior (6 puntos)	Entre grupos	10.50	1	10.50			
	Dentro de grupos	183.61	74	2.48	4.23	.04	0.05

Nota: Elaboración propia.

Discusión

El objetivo principal del presente estudio fue examinar la efectividad de guiar la autorregulación de la lectura comprensiva mediante la aplicación de un algoritmo de selección de tareas (es decir, la combinación de esfuerzo mental invertido para la resolución del problema vs el desempeño) (Raaijmakers et al., 2019), con estudiantes de educación básica media. Según la hipótesis 1, se esperaba que las personas participantes del grupo experimental obtuvieran puntuaciones más altas en las pruebas de selección de tareas y en la prueba posterior empleando un menor esfuerzo mental. Los resultados finales sugieren que no existe un mejor desempeño en la fase de selección y resolución de problemas. Una explicación de este hallazgo podría ser que el estudiantado tuvo dificultad para utilizar el algoritmo. La regulación durante una sesión de aprendizaje impone carga cognitiva adicional a la carga del procesamiento de la información (de Bruin et al., 2020). Es posible que el uso del algoritmo y el uso del blog y el computador hayan infundido carga cognitiva, la cual no permitió ver los beneficios cognitivos en la etapa de desempeño (Shin & Song, 2022).

Sin embargo, el grupo experimental fue más eficiente en la prueba posterior que las personas participantes del grupo control. Al parecer, el estudiantado consideró el desempeño y esfuerzo mental invertido en una determinada tarea como señales para monitorear la adquisición de conocimientos y la elección de tareas posteriores de la base de datos (van Merriënboer & Sluijsmans, 2009). Es plausible asumir que la carga cognitiva asociada al uso del algoritmo de selección en la etapa de desempeño haya dado lugar a un conocimiento metacognitivo más preciso del actual y futuro desempeño (Dunlosky & Tauber, 2016). Este resultado sugiere que la autorregulación guiada puede ser una estrategia muy relevante para la autoevaluación durante el proceso de lectura autorregulada. Es decir, al parecer evaluar el esfuerzo mental inmediatamente después de completar la tarea puede proporcionar una retroalimentación



<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>

<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

antes de iniciar una nueva tarea, lo cual, a su vez, permitiría tener una mejor precisión en la selección de tareas con un menor esfuerzo mental (Baars et al., 2020; van Gog et al., 2020).

En cuanto a la hipótesis 2, se esperaba que las personas participantes del grupo experimental serían capaces de tomar decisiones de selección de tareas más precisas que las personas participantes del grupo de control, ya que podrían basarse directamente en el desempeño real indicado y en el esfuerzo mental. Los resultados mostraron que las personas del grupo experimental que recibieron el algoritmo no lograron hacer una selección de tareas más precisas que las personas participantes de grupo control. Por el contrario, hicieron selecciones de tareas menos precisas (Tabla 2). Los resultados de desempeño de ambos grupos muestran un promedio muy cercano con diferencia de apenas de 0,04 puntos. Durante la fase de selección y resolución de problemas, a pesar de que las personas participantes recibieron capacitaciones de cómo seleccionar las tareas combinando el esfuerzo mental y el desempeño no usaron eficazmente el algoritmo de selección de tareas, lo que generó que el grupo experimental mostrara menor precisión durante dicha fase. Este resultado también se puede explicar por la carga cognitiva adicional asociada a la toma de decisiones durante la etapa de desempeño (de Bruin, et al., 2020; Seufert, 2020), pero la futura investigación debe aclarar este resultado.

Este resultado en la poca precisión en la selección de tareas sugiere que subestiman (no toman en cuenta que ya aprendieron y, por lo tanto, pueden hacer una nueva tarea) o sobreestiman su propio desempeño (hacer tareas que aún son difíciles de realizar) (Hacker & Bol, 2019; van Gog et al., 2020), podría explicarse por la falta de observancia del nivel actual de desempeño, desfavorecedor del resultado de una prueba posterior. Esto puede tener efectos negativos sobre la motivación y la voluntad de continuar invirtiendo esfuerzos en el aprendizaje o dejar de estudiar pensando que ya se tiene un alto nivel de conocimientos cuando realmente no es así (van Gog et al., 2020).

Es importante enfatizar que no hubo diferencias significativas en los puntajes de las pruebas preliminares entre los dos grupos. Así como también hay que señalar que las tareas asignadas, las pruebas y el algoritmo utilizados en el estudio fueron apropiados para el nivel de educación (Kostons et al., 2012). Al parecer, el estudiantado pudo monitorear su desempeño de manera similar, usando señales del desempeño actual y el esfuerzo mental asociado a la tarea (Baars et al., 2020). Sin embargo, las ventajas de desempeño en la prueba posterior revelan que se requieren mediciones más precisas de los procesos cognitivos.

En general, los resultados indican que la formación de aprendizaje autorregulado puede ser efectiva para mejorar las habilidades del estudiantado en un entorno de aprendizaje de resolución de tareas (Kostons et al., 2012; Raaijmakers et al., 2019). Al parecer, una regla simple basada en una combinación del desempeño y esfuerzo mental activa procesos metacognitivos más precisos para la selección de tareas futuras (van Gog et al., 2020). Dar a estudiantes

orientación sobre cómo utilizar el algoritmo de selección para determinar la complejidad y el nivel de apoyo de la siguiente tarea (Corbalan et al., 2008; Raaijmakers et al., 2018) podría conducir a una selección de tareas más precisa. Incluir una capacitación preliminar en autoevaluación y selección de tareas para mejorar el aprendizaje autorregulado puede producir un mejor desempeño en las personas participantes del grupo experimental. Sin embargo, cuando se compararon los resultados de las personas participantes, la ventaja de utilizar un algoritmo de selección de tareas disminuye el puntaje en la fase de selección y resolución de tareas, el grupo experimental exhibe un mejor desempeño en la prueba posterior comparado con el grupo control.

Conclusión, limitaciones e implicaciones

En síntesis, podemos concluir que proveer guía de autorregulación a través de modelamiento en tareas de comprensión lectora mejora significativamente el desempeño en pruebas posteriores. El presente estudio no está exento de limitaciones. El uso de videoconferencia para el modelamiento podría haber inducido carga cognitiva ajena que no se pudo estimar. Los elementos de la videoconferencia tales como la velocidad de transmisión de las imágenes o la sincronidad de las imágenes con las palabras, podría haber reducido la efectividad del modelado. Los futuros estudios deben reducir este factor o medirlo para estimar el efecto sobre la capacitación. Pese a esto, se procuró, en todo momento, incentivar a mantener la cámara encendida para elevar la transparencia, no obstante, la posibilidad de que recibiesen ayuda está presente. Sin embargo, se sugiere desarrollar el experimento de manera presencial para evitar posibles sesgos en la investigación.

Por otra parte, es posible que el estudiantado de educación general básica nivel medio tenga más dificultades de aprender las habilidades de selección de tareas mediante un algoritmo en comparación con el estudiantado universitario, con el cual se han realizado los estudios previos (Raaijmakers et al., 2018; Raaijmakers et al., 2019). Los estudios futuros podrían incluir capacitaciones en un entorno presencial para asegurarse de la adquisición de la habilidad de selección de las tareas.

Nuestro hallazgo tiene importantes implicaciones para la práctica educativa. Capacitar en habilidades para determinar cuál sería la siguiente tarea más apropiada según el nivel actual de desempeño y esfuerzo mental (van Gog et al., 2020), si bien es una estrategia nueva, parece ser una efectiva manera de fomentar la autorregulación de la lectura. Este apoyo autorregulatorio se puede incorporar en diferentes tipos de materiales (i.e., tipos de lectura) y diferentes niveles educativos del estudiantado (i.e., básica y universitario). Además, el personal docente puede implementar esta estrategia de autorregulación para monitorear el desempeño y la cantidad de esfuerzo mental en la lectura (van Gog et al., 2020). A medida que el estudiantado tiene éxito en



<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>

<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

tareas de lectura más simples con bajo esfuerzo mental, podría sugerir lecturas más complejas siempre que estas estén dentro de los límites de procesamiento cognitivo y conocimientos previos (i.e., vocabulario de la lectura).

Según nuestros datos, el personal docente puede potenciar las habilidades de autorregulación de la lectura comprensiva. El personal docente puede incorporar el apoyo y guía de autorregulación como parte de la enseñanza (van Merriënboer & Kirschner, 2018). Para ello se sugiere que el maestro o la maestra apoye, en todo momento, al estudiantado y fomente su interés por la lectura (Alonso Tapia, 2005). Además, podría utilizar entornos educativos con diversas actividades, aplicar estrategias de modelamiento para los diferentes niveles de apoyo que requieren las tareas, de tal manera que el estudiantado sea capaz de regular sus esfuerzos de comprensión lectora (Pintrich, 2000).

Declaración de contribuciones

Las personas autoras declaran que han contribuido en los siguientes roles: **N. B.** contribuyó en la escritura del artículo, en la gestión del proceso investigativo, en la obtención de recursos y software, y en la metodología, conducción y análisis de la investigación. **J. Z.** contribuyó en la visualización y revisión- edición del artículo, la validación del proceso investigativo, la conceptualización, metodología y conducción de la investigación.

Declaración de material complementario

Este artículo tiene disponible material complementario:

Preprint en <https://doi.org/10.31234/osf.io/kxnh4>

Referencias

- Alonso Tapia, J. (2005). Claves para la enseñanza de la comprensión lectora. *Revista de Educación*, (Extraordinario), 63-93. <https://hdl.handle.net/11162/68779>
- Álvarez Zapata, D., Giraldo Giraldo, Y. N., Ocampo Molina, N. Y., Guerra Sierra, L. M., Melgar Estrada, L., & Gómez Vargas, M. (2009). Representaciones bibliotecarias sobre la biblioteca pública, la lectura, el lector, la promoción y la animación a la lectura en Medellín. *Investigación Bibliotecológica*, 23(49), 197–240. <http://dx.doi.org/10.22201/iibi.0187358xp.2009.49.21395>
- Baars, M., Wijnia, L., de Bruin, A., & Paas, F. (2020). The relation between students' effort and monitoring judgments during learning: A Meta-analysis. *Educational Psychology Review*, 32(4), 979-1002. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09569-3>



- Baddeley, A., Hitch, G., & Allen, R. (2020). A multicomponent model of working memory. En R. Logie, V. Camos, & N. Cowan (Eds.), *Working memory: State of the science* (pp. 10- 43). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198842286.003.0002>
- Cohen, J. (1992). A power primer. *Psychological Bulletin*, 112(1), 155-159. <https://doi.org/10.1037//0033-2909.112.1.155>
- Corbalan, G., Kester, L., & Van Merriënboer, J. J. G. (2008). Selecting learning tasks: Effects of adaptation and shared control on learning efficiency and task involvement. *Contemporary Educational Psychology*, 33(4), 733-756. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2008.02.003>
- De Bruin, A. B. H., Roelle, J., Carpenter, S. K., Baars, M., & EFG-MRE (2020). Synthesizing cognitive load and self-regulation theory: A theoretical framework and research agenda. *Educational Psychology Review*, 32(4), 903-915. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09576-4>
- Dunlosky, J. & Tauber, S. K. (Eds.). (2016). *The Oxford handbook of metamemory*. Oxford University Press.
- Gauthier, R.-F. (2018). World development report 2018 "Learning to realize education's promise Overview". *Revue Internationale D'éducation de Sèvres*, (77), 27-29. <https://doi.org/10.4000/ries.6107>
- Hacker, D. J. & Bol, L. (2019). Calibration and self-regulated learning: Making the connections. En J. Dunlosky & K. A. Rawson (Eds.), *The Cambridge Handbook of Cognition and Education* (pp. 647-677). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108235631.026>
- Hodges, C., Moore, S., Lockee, B., Trust, T., & Bond, A. (2020). The difference between emergency remote teaching and online learning. *Educause*. <http://hdl.handle.net/10919/104648>
- Kaufman, A. M. & Rodríguez, M. E. (2001). ¿Por qué cuentos en la escuela? *Lectura y Vida*, 22(1), 151-176. <https://go.gale.com/ps/anonymous?id=GALE%7CA79480144&>
- Kirschner, P. A., Sweller, J., Kirschner, F., & Zambrano R., J. (2018). From cognitive load theory to collaborative cognitive load theory. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 13(2), 213-233. <https://doi.org/10.1007/s11412-018-9277-y>
- Kostons, D., van Gog, T., & Paas, F. (2010). Self-assessment and task selection in learner-controlled instruction: Differences between effective and ineffective learners. *Computers & Education*, 54(4), 932-940. <http://doi.org/10.1016/j.compedu.2009.09.025>
- Kostons, D., van Gog, T., & Paas, F. (2012). Training self-assessment and task-selection skills: A cognitive approach to improving self-regulated learning. *Learning and Instruction*, 22(2), 121-132. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2011.08.004>
- Lamas Rojas, H. (2008). Aprendizaje autorregulado, motivación y rendimiento académico. *Liberabit*, 14(14), 15-20. http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1729-48272008000100003&lng=es&tlng=es



<https://doi.org/10.15359/ree.27-3.17221>
<https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/educare>
educare@una.ac.cr

- Merrill, M. D. (1980). Learner control in computer based learning. *Computers & Education*, 4(2), 77-95. [https://doi.org/10.1016/0360-1315\(80\)90010-X](https://doi.org/10.1016/0360-1315(80)90010-X)
- Paas, F. G. W. C. (1992). Training strategies for attaining transfer of problem-solving skill in statistics: A cognitive-load approach. *Journal of Educational Psychology*, 84(4), 429-434. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.84.4.429>
- Panadero, E. & Alonso-Tapia, J. (2014). ¿Cómo autorregulan nuestros alumnos? Modelo de Zimmerman sobre estrategias de aprendizaje. *Anales de Psicología*, 30(2) 450-462. <https://doi.org/10.6018/analesps.30.2.167221>
- Pintrich, P. R. (2000). The role of goal orientation in self-regulated learning. En M. Boekaerts, P. R. Pintrich & M. Zeidner (Eds.), *Handbook of self-regulation* (pp. 451-502). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50043-3>
- Pressley, M. & Wharton-McDonald, R. (1997). Skilled comprehension and its development through instruction. *School Psychology Review*, 26(3), 448-466. <https://doi.org/10.1080/02796015.1997.12085878>
- Raaijmakers, S. F., Baars, M., Paas, F., van Merriënboer, J. J. G., & van Gog, T. (2019). Effects of self-assessment feedback on self-assessment and task-selection accuracy. *Metacognition and Learning*, 14(1), 21-42. <https://doi.org/10.1007/s11409-019-09189-5>
- Raaijmakers, S. F., Baars, M., Schaap, L., Paas, F., van Merriënboer, J., & Van Gog, T. (2018). Training self-regulated learning skills with video modeling examples: Do task-selection skills transfer? *Instructional Science*, 46(2), 273-290. <https://doi.org/10.1007/s11251-017-9434-0>
- Rodríguez Zambrano, A., Rodríguez Zambrano, F., Molina Sabando, K., & Montero Macías, D. (2018). Enseñanza y animación de la lectura: Prácticas escolares y actividades de un colectivo civil en un entorno rural. *Universidad, Ciencia y Tecnología*, (4). 34-42. <https://uctunexpo.autanabooks.com/index.php/uct/article/view/4>
- Seufert, T. (2020). Building bridges between self-regulation and cognitive load—an invitation for a broad and differentiated attempt. *Educational Psychology Review*, 32(4), 1151-1162. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09574-6>
- Shin, Y. & Song, D. (2022). The effects of self-regulated learning support on learners' task performance and cognitive load in computer programming. *Journal of Educational Computing Research*, 60(6), 1490-1513. <https://doi.org/10.1177/07356331211052632>
- Solano Pizarro, P., González-Pienda, J. A., González-Pumariaga Solis, S., & Núñez Pérez, J. C. (2004). Autorregulación del aprendizaje a partir de textos. *Revista Galego - Portuguesa de Psicología e Educación*, 11(9), 111-128. <http://hdl.handle.net/2183/7000>

- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G., & Paas, F. (2019). Cognitive architecture and instructional design: 20 years later. *Educational Psychology Review*, 31(2), 261-292. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5>
- Van Gog, T., & Paas, F. (2008). Instructional efficiency: Revisiting the original construct in educational research. *Educational Psychologist*, 43(1), 16-26. <https://doi.org/10.1080/00461520701756248>.
- Van Gog, T., Hoogerheide, V., & van Harsel, M. (2020). The role of mental effort in fostering self-regulated learning with problem-solving tasks. *Educational Psychology Review*, 32(4), 1055-1072. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09544-y>
- Van Gog, T., Kester, L., & Paas, F. (2011). Effects of concurrent monitoring on cognitive load and performance as a function of task complexity. *Applied Cognitive Psychology*, 25(4), 584-587.
- Van Merriënboer, J. J. G., & Sluijsmans, D. M. A. (2009). Toward a synthesis of cognitive load theory, four-component instructional design, and self-directed learning. *Educational Psychology Review*, 21(1), 55-66. <https://doi.org/10.1007/s10648-008-9092-5>
- Van Merriënboer, J. J. G. & Kirschner, P. A. (2018). *Ten steps to complex learning: A systematic approach to four-component instructional design* (3.^a ed.). Routledge.
- Van Merriënboer, J. J. G., Clark, R. E., & de Croock, M. B. M. (2002). Blueprints for complex learning: The 4C/ID-model. *Educational Technology Research and Development*, 50(2), 39-61. <https://doi.org/10.1007/BF02504993>
- Van Merriënboer, J. J. G. & Sweller, J. (2010). Cognitive load theory in health professional education: Design principles and strategies. *Medical Education*, 44(1), 85-93. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2923.2009.03498.x>
- Winne, P. H. & Jamieson-Noel, D. (2002). Exploring students' calibration of self reports about study tactics and achievement. *Contemporary Educational Psychology*, 27(4), 551-572. [https://doi.org/10.1016/S0361-476X\(02\)00006-1](https://doi.org/10.1016/S0361-476X(02)00006-1)
- Zambrano R., J., Kirschner, F., Sweller, J., & Kirschner, P. A. (2019). Effects of prior knowledge on collaborative and individual learning. *Learning and Instruction*, 63, Article 101214. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2019.05.011>
- Zimmerman, B. J. (1989). A social cognitive view of self-regulated academic learning. *Journal of Educational Psychology*, 81(3), 329-339. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.81.3.329>
- Zimmerman, B. J. (2000). Attaining Self-Regulation: A social cognitive perspective. En M. Boekaerts, P. R. Pintrich, & M. Zeidner (Eds.), *Handbook of Self-Regulation* (pp. 13-39). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50031-7>

