

# Plataformas Digitales y Aprendizaje: Evidencia del uso de CREA en la Educación Primaria Uruguaya

## Documentos de Trabajo

### Titulo

**Plataformas Digitales y Aprendizaje:  
Evidencia del uso de CREA en la  
Educación Primaria Uruguaya**

**Javier Valente**

**Documento No. 02/26**

Abril 2026

ISSN 0797-7484

## Resumen

Desde su creación en 2007, y particularmente durante el contexto de interrupción de clases presenciales provocada por la pandemia de COVID-19, Ceibal (el centro de innovación educativa con tecnologías digitales del Estado uruguayo) se ha consolidado como un actor clave en el sistema educativo nacional. Con el fin de promover la integración de la tecnología a la educación, Ceibal ha ido desarrollando diversas plataformas educativas para el aprendizaje, entre las que destaca CREA. Se trata de una plataforma de gestión de aprendizajes disponible para estudiantes y docentes pertenecientes al sistema de educación pública, ofreciendo un entorno virtual colaborativo que facilita la interacción, el intercambio de recursos y la gestión de contenidos educativos. El presente estudio evalúa el efecto del uso de CREA sobre los resultados de desempeño académico en lectura y matemática de estudiantes de educación primaria pública en Uruguay. Para ello, se emplean datos longitudinales provenientes de las evaluaciones estandarizadas Aristas, complementados con registros administrativos de uso de la plataforma. La estrategia empírica se basa en la estimación de modelos de valor agregado y panel, permitiendo controlar por características individuales, factores contextuales y desempeño académico previo de los estudiantes. Los resultados indican que un mayor uso de CREA se asocia significativamente con mejores desempeños académicos en ambas áreas evaluadas, sugiriendo que la plataforma puede desempeñar un rol relevante en la mejora de los aprendizajes.

**Palabras Clave:** Plataformas educativas; Aprendizaje; Educación primaria; Evaluación de impacto; Ceibal.

**Clasificación JEL:** I21; I28; O33.

## **Abstract**

Since its creation in 2007, and particularly during the context of school closures caused by the COVID-19 pandemic, Ceibal (Uruguay's state center for educational innovation with digital technologies) has established itself as a key actor in the national educational system. To promote the integration of technology into education, Ceibal has developed various learning platforms, most notably CREA. It is a learning management system (LMS) available to students and teachers in the public education system, offering a collaborative virtual environment that facilitates interaction, resource sharing, and educational content management. This study evaluates the effect of CREA usage on academic performance in reading and mathematics among public primary school students in Uruguay. Longitudinal data from Aristas standardized assessments are used, supplemented by administrative records of platform usage. The empirical strategy is based on the estimation of value-added and panel models, allowing for controls over individual characteristics, contextual factors, and students' prior academic performance. The results indicate that higher CREA usage is significantly associated with better academic performance in both assessed areas, suggesting that the platform can play a relevant role in improving learning outcomes.

**Keywords:** Educational platforms, Learning, Primary education, Impact evaluation, Ceibal.

**JEL Classification:** I21; I28; O33.

## Tabla de contenidos

<b>1. Introducción</b> .....	1
<b>2. Antecedentes</b> .....	5
<b>3. Datos</b> .....	7
<b>3.1. Bases Aristas</b> .....	8
<b>3.2. Indicadores de uso de CREA</b> .....	11
<b>4. Estrategia empírica</b> .....	12
<b>4.1. Especificación inicial</b> .....	14
<b>4.2. Alcance y limitaciones de la estrategia de identificación</b> .....	15
<b>4.3. Efectos fijos docentes</b> .....	17
<b>4.4. Modelos de Datos de Panel</b> .....	19
<b>5. Resultados</b> .....	20
<b>5.1. Relación entre uso de CREA y los desempeños</b> .....	20
<b>5.2. Modelo de Valor Agregado</b> .....	22
<b>5.3. Efectos fijos docentes</b> .....	29
<b>5.4. Efectos fijos individuales</b> .....	32
<b>5.5. Robustez</b> .....	34
<b>6. Consideraciones finales</b> .....	37
<b>7. Referencias</b> .....	41
<b>Anexos</b> .....	46

# 1. Introducción

A finales del año 2020, en un contexto signado por las circunstancias excepcionales derivadas de la pandemia por COVID-19, el Instituto Nacional de Evaluación Educativa (INEEd) llevó adelante en Uruguay la segunda edición de la evaluación Aristas en educación primaria, cuya primera aplicación había tenido lugar en 2017. Aristas constituye una evaluación nacional de logros educativos que proporciona información sobre los desempeños en lectura y matemática de estudiantes de tercero y sexto grado de primaria, centrada en los conocimientos y capacidades que el sistema educativo uruguayo espera que los estudiantes desarrollen. Además, indaga sobre otras dimensiones relevantes como habilidades socioemocionales, clima escolar, convivencia y participación en los centros educativos (INEEd, s.f.).

Las evaluaciones estandarizadas de este tipo tienen como objetivo medir las competencias y habilidades adquiridas en distintas áreas de conocimiento que los estudiantes acumulan durante un determinado período de escolarización, buscando cuantificar de manera coherente sus logros en distintas áreas del currículo, y garantizando comparabilidad temporal y entre contextos. Estas evaluaciones ofrecen una medición objetiva de competencias cognitivas (por ejemplo, comprensión lectora o resolución matemática), y permiten seguir la trayectoria de aprendizaje de cohortes de estudiantes a lo largo del tiempo (OCDE, 2013). No obstante, la validez de estas pruebas depende de que el contenido evaluado refleje fielmente los objetivos y prácticas curriculares (Pellegrino et al., 2001). Además, las mismas pueden verse afectadas por condiciones de administración (ansiedad, entorno de aplicación), lo que podría introducir variabilidad en las mediciones (Koretz, 2008). A pesar de estas limitaciones, constituyen un insumo esencial para fundamentar decisiones de política educativa. En el caso de Aristas, los niveles evaluados corresponden a 3° y 6° de enseñanza primaria, por lo que los estudiantes que participan se encuentran sobre mitad y final de su ciclo escolar respectivamente.

En INEEd (2021a), a partir de los resultados obtenidos en Aristas 2020, se sugiere que las plataformas educativas digitales puestas a disposición por Ceibal<sup>1</sup> para el uso de todos los subsistemas pertenecientes a la Administración Nacional de Educación Pública (ANEP), en

---

<sup>1</sup> Ceibal promueve la integración de la tecnología a la educación con el fin de mejorar los aprendizajes e impulsar procesos de innovación, inclusión y crecimiento personal (<https://ceibal.edu.uy/>).

particular Contenidos y Recursos para la Educación y el Aprendizaje (CREA),<sup>2</sup> Biblioteca País,<sup>3</sup> Matific<sup>4</sup> y la Plataforma Adaptativa de Matemática (PAM),<sup>5</sup> constituyen un recurso relevante para acompañar el proceso de enseñanza. La evidencia indica una correlación positiva entre la frecuencia de uso de estas plataformas y el desempeño en lectura y matemática de estudiantes de tercero y sexto grado de educación primaria. Dicho vínculo se mantiene incluso al controlar por el contexto socioeconómico y cultural de los centros educativos, siendo más acentuado en 2020 en comparación con 2017 (ver Cuadro 1).

**Cuadro 1.** Correlaciones entre el puntaje en los desempeños y los días de uso de plataformas en las escuelas públicas, controlando el contexto socioeconómico y cultural de los centros. Año 2020.

		2020				2017	
		CREA	Biblioteca País	Matific	PAM	CREA	PAM
Tercero	Matemática	0,19	0,07	0,15	0,10	0,09	0,13
	Lectura	0,18	0,07	0,10	0,09	0,08	0,11
Sexto	Matemática	0,24	0,07	0,08	0,09	0,13	0,08
	Lectura	0,24	0,07	0,06	0,07	0,14	0,05

Fuente: INEEd (2021). *Aristas 2020. Primer informe de resultados de tercero y sexto de educación primaria.*

Los hallazgos indicarían que el conjunto de plataformas de Ceibal favoreció la exposición de los estudiantes a las propuestas pedagógicas generales, impactando positivamente en sus resultados de lectura y matemática de tercero y sexto grado (INEEd, 2021a). En particular, la plataforma que exhibe la mayor correlación con los desempeños es CREA. Se trata de una plataforma virtual de aprendizaje que ofrece un entorno colaborativo en el que docentes y estudiantes pueden comunicarse entre sí. Asimismo, pone a disposición de los primeros una variedad de herramientas que facilitan la gestión de los cursos, permitiendo agilizar la corrección de pruebas, la planificación de contenidos didácticos y la distribución de materiales. A través de esta aula virtual, cada docente puede crear grupos, desarrollar clases curriculares, proponer tareas, realizar el seguimiento de las calificaciones y conformar portafolios académicos mediante la carga de archivos multimedia, entre otras

<sup>2</sup> La plataforma CREA es el aula virtual mediadora de la enseñanza y el aprendizaje. Facilita un modelo combinado entre el aprendizaje presencial y la virtualidad (<https://ceibal.edu.uy/plataformas-y-programas/crea/>).

<sup>3</sup> Biblioteca País busca democratizar el acceso a la lectura y la cultura a través de su amplia oferta de contenidos de interés para la comunidad educativa y la población en general, disponibles de forma gratuita y desde cualquier dispositivo (<https://ceibal.edu.uy/plataformas-y-programas/biblioteca-pais/>).

<sup>4</sup> Matific es una plataforma educativa para enseñar y aprender matemática (<https://ceibal.edu.uy/plataformas-y-programas/matific/>).

<sup>5</sup> PAM es una plataforma online para el aprendizaje de Matemática en Educación Primaria y Media (<https://blogs.ceibal.edu.uy/formacion/faqs/que-es-la-plataforma-adaptativa-de-matematica-pam/>).

funcionalidades. Por su parte, los estudiantes pueden enviar sus tareas en tiempo real desde cualquier dispositivo con conexión a internet, además de interactuar e intercambiar ideas en foros. Este tipo de herramientas son conocidas en general como *Learning Management Systems* (LMS, por sus siglas en inglés). En el caso de CREA, no constituye necesariamente un recurso vinculado a una asignatura o área de conocimiento en particular, sino que su diseño implica un uso general y transversal a todas las áreas.

En INEE (2021a) se señala que el incremento en la magnitud de la correlación entre el uso de CREA y los desempeños en lectura y matemática en 2020 respecto a 2017 evidencia la importancia creciente del recurso a la hora de explicar las diferencias en dichos desempeños. Durante el período de suspensión de clases presenciales a raíz de la pandemia por COVID-19, la plataforma se volvió especialmente relevante por su función de facilitar la comunicación entre docentes y estudiantes, transformándose en unos de los canales principales para mantener ese vínculo. En Uruguay, la suspensión de las clases presenciales comenzó el 16 de marzo de 2020, afectando a todos los centros y niveles educativos, tanto públicos como privados. Desde Ceibal se lanzó el plan de contingencia “Ceibal en Casa”, orientado a reforzar la infraestructura digital existente y a reducir los costos de conexión a través de datos móviles, con el fin de asegurar el acceso y la disponibilidad de los recursos educativos y las plataformas virtuales, además de brindar apoyo remoto a docentes y estudiantes y ejecutar campañas de comunicación, entre otras medidas. Las autoridades nacionales definieron, asimismo, un proceso gradual, parcial y voluntario de regreso a las clases presenciales (según región geográfica, nivel educativo, y tamaño y tipo de centro) que inició a fines de abril y concluyó en la última etapa hacia fines de junio. En el contexto de la pandemia, la plataforma CREA experimentó un notable incremento en su uso, tanto por parte de estudiantes como de docentes, en comparación con años anteriores, siendo el mismo más pronunciado en los periodos de cierre de centros educativos que en el de presencialidad parcial (INEE, 2021b). Concretamente, la cobertura (definida como el total de usuarios de la plataforma en relación con la matrícula) en el segmento de estudiantes de 4° a 6° de primaria pública aumentó de un 86 % en 2019 a un 97 % en 2020, mientras que para los docentes la cifra pasó de 89 % a 98 % en el mismo período (Ceibal, 2021). Esto pone de manifiesto que el alcance de la herramienta ya se encontraba relativamente extendido previo a la pandemia, en particular considerando como referencia el comienzo del período de análisis del presente estudio (2017), en donde, por ejemplo, menos del 25% de los docentes

de 3° utilizaba CREA, cifra que ascendía a menos de un 40% entre los docentes de 6° (Carbajal et al., 2022).

No obstante, a pesar de la cobertura extendida que ya existía previo a la pandemia, esto no implicaba necesariamente un uso activo y sostenido de la plataforma por parte de estudiantes y docentes. El cambio más radical se observa en el incremento de la frecuencia de uso, donde la mediana de días de acceso a la plataforma durante 2020 alcanza los 56 días para los estudiantes y 124 días para los docentes de 4° a 6°, prácticamente que triplicando y cuadruplicando respectivamente los valores de 2019 para ese segmento. (Ceibal, 2021). Estudios recientes que analizan los determinantes del uso de CREA a partir del incremento radical registrado durante la pandemia concluyen que, en educación primaria, la frecuencia de uso se explica principalmente por el grado escolar, el uso efectuado por los docentes y el contexto socioeconómico de los estudiantes (INEEd, 2022). Este hallazgo concuerda con las diferencias observadas en la frecuencia de uso de la plataforma en función del contexto socioeconómico de los centros educativos durante 2020, dado que los días promedio de acceso aumentan conforme se transita de contextos más desfavorables a aquellos con mayores recursos (INEEd, 2021a, 2021b). Si bien estas diferencias ya existían previo a la pandemia, las mismas se acentúan durante el período de interrupción de clases presenciales en 2020, poniendo de manifiesto la existencia de una brecha socioeconómica en la participación en la educación a distancia (INEEd, 2021b). Por lo anterior, resulta pertinente profundizar en la comprensión de los posibles efectos que el uso extendido de esta herramienta podría tener sobre los aprendizajes durante el período analizado.

El presente estudio tiene como objetivo identificar los posibles efectos del uso de la plataforma CREA sobre los resultados de aprendizaje en lectura y matemática de los estudiantes de educación primaria en Uruguay, medidos a través de las pruebas Aristas correspondientes a las ediciones de 2017 y 2020, trascendiendo los simples vínculos correlacionales previamente identificados. Para ello, se emplean modelos de valor agregado (VA) y de panel, que permiten controlar los desempeños previos y otras características individuales de los estudiantes.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. En la Sección 2 se revisan los antecedentes de la literatura relativa a la instrucción asistida por tecnología en el ámbito educativo, con especial énfasis en su rol durante los períodos de interrupción de clases ocasionados por la pandemia por COVID-19. En la Sección 3 se describen los datos utilizados. En la Sección 4

se expone la metodología empleada para estimar el efecto del uso de la plataforma CREA sobre los desempeños académicos. En la Sección 5 se presentan los principales resultados. Por último, en la Sección 6 se ofrecen algunas consideraciones finales.

## **2. Antecedentes**

En el ámbito de la evaluación del impacto sobre los aprendizajes derivados del uso de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) en educación, existe una literatura relativamente abundante que ofrece evidencia mixta respecto a programas destinados a promover el acceso a la tecnología y su integración pedagógica en los procesos de enseñanza. Bulman y Fairlie (2016) realizaron una exhaustiva revisión de estudios empíricos a nivel mundial, analizando el efecto del uso de computadoras, internet y software educativo tanto en el aula como en el hogar. Considerando diversos indicadores educativos (tales como calificaciones, puntajes en pruebas estandarizadas o tasas de promoción), concluyeron que la evidencia presenta resultados mixtos, con una tendencia hacia efectos nulos. Por su parte, Escueta et al. (2017) sintetizaron evidencia experimental sobre la efectividad del uso de la tecnología en educación, concluyendo que ésta puede mejorar los resultados académicos, especialmente cuando se utiliza de manera interactiva y personalizada, aunque su efectividad depende de factores como la infraestructura tecnológica y la formación docente.

En referencia a los efectos del uso de computadoras en estudiantes de educación primaria y secundaria, Cristia et al. (2017) evaluaron el impacto del programa *One Laptop per Child* (OLPC) en escuelas rurales de Perú. Los autores concluyeron que, si bien el programa incrementó significativamente el acceso a computadoras y su uso tanto en el entorno escolar como en el hogar, y se observaron efectos positivos en algunas habilidades cognitivas, no se evidenció un impacto significativo en los logros académicos en matemática y lengua. De Melo y Machado (2014) evaluaron el impacto de la provisión de computadoras a través de Ceibal en Uruguay, concluyendo que, durante los dos primeros años de implementación, el programa no produjo efectos significativos en los puntajes de matemática y lectura de los estudiantes. Dichos resultados se atribuyen a la ausencia de capacitación obligatoria para los docentes en el uso pedagógico de las laptops y al hecho de que estas se utilizaban principalmente para buscar información en internet, en lugar de integrarse de forma más profunda como herramientas de enseñanza. En la misma línea, Yanguas (2020) concluyó que el acceso temprano a la tecnología por parte de estudiantes de educación primaria y

secundaria en Uruguay no se tradujo automáticamente en mejores resultados educativos, lo que sugiere la necesidad de una integración más efectiva de la tecnología en el proceso educativo.

En contraste, se han hallado resultados positivos en intervenciones que promueven el uso asistido de tecnología específicamente con fines educativos, particularmente en países en desarrollo. Banerjee et al. (2007) evaluaron un programa de aprendizaje asistido por computadora dirigido a estudiantes de cuarto grado de primaria en escuelas de zonas urbanas empobrecidas de la India. La intervención consistió en el uso de un software educativo de matemática ajustable al nivel de habilidad de cada estudiante, permitiéndoles aprender a su propio ritmo. El estudio encontró que el programa mejoró significativamente los resultados académicos, incrementando las habilidades matemáticas en 0,47 desviaciones estándar (DE). Asimismo, Muralidharan et al. (2019) evidenciaron que un programa de instrucción asistida por tecnología, basado en un software adaptativo dirigido de forma individualizada a estudiantes de sexto a noveno grado en liceos de la India, incrementó significativamente los puntajes en matemáticas y lengua en 0,59 y 0,36 DE, respectivamente. Por otro lado, Perera y Aboal (2019) examinaron el efecto sobre los desempeños en matemática de la PAM, una herramienta tecnológica diseñada para personalizar el aprendizaje en estudiantes de educación primaria en Uruguay. Utilizando datos longitudinales de una muestra de estudiantes evaluados en tercero y sexto grado, encontraron que el uso de PAM generó una ganancia de 0,2 DE en las calificaciones de matemática, observándose un impacto mayor entre los estudiantes de niveles socioeconómicos más bajos.

En lo que respecta específicamente a las plataformas LMS similares a CREA, Saygılı y Çetin (2021) realizaron un metaanálisis para examinar sus efectos sobre el desempeño en matemáticas de los estudiantes. El estudio concluyó que, si bien el efecto general en educación primaria es pequeño, aunque positivo, la efectividad de las plataformas LMS varía significativamente según el año de implementación y el país. De manera similar, Furqon et al. (2023) llevaron a cabo una revisión exhaustiva de la literatura sobre el impacto de los LMS, concluyendo que estas plataformas generalmente tienen un efecto positivo en el rendimiento académico en diversas disciplinas, incluida matemática, aunque el análisis no discrimina los efectos en función del nivel educativo.

La relevancia del uso de LMS y otras tecnologías educativas se acentuó durante la pandemia de COVID-19, cuando la interrupción de las clases presenciales planteó desafíos sin

precedentes. La evidencia disponible en situaciones similares de interrupción prolongada ya sea por períodos vacacionales o por eventos climáticos inesperados, sugiere que es probable observar pérdidas de aprendizaje en estudiantes, especialmente en aquellos provenientes de contextos socioeconómicos desfavorables (Downey et al., 2004; Atteberry y McEachin, 2021). En la misma línea, estudios iniciales sobre el impacto de la pandemia en los desempeños académicos proyectan pérdidas significativas de aprendizaje a nivel mundial, en particular para estudiantes de hogares con menor nivel educativo (Dorn et al., 2020; Kuhfeld et al., 2020; Azevedo et al., 2021). Investigaciones basadas en datos de pruebas posteriores al cierre escolar han corroborado esta evidencia, constatando impactos negativos en los desempeños de estudiantes de primaria en matemática y lectura en Europa (Contini et al., 2021; Maldonado y De Witte, 2022) y en Estados Unidos (Kuhfeld et al., 2022), y sugiriendo que dichos efectos podrían intensificarse en estudiantes de países con infraestructura deficiente para enfrentar sistemas de educación remota o cierres escolares prolongados (Engzell et al., 2021). Considerando el impacto según el modo de escolarización implementado durante el período, Halloran et al. (2023) encontraron que los distritos escolares en Estados Unidos que ofrecieron mayor instrucción presencial experimentaron menores disminuciones en las tasas de aprobación en pruebas de matemática en comparación con aquellos que adoptaron modalidades virtuales o híbridas. Para el caso de Uruguay, Carbajal et al. (2022) proyectaron que la pérdida de aprendizaje promedio a raíz del cierre de escuelas por la pandemia sería equivalente a 0,5 años de educación, siendo el quintil más pobre el más afectado. No obstante, estiman que Ceibal desempeñó un papel relevante en mitigar dichas pérdidas al facilitar el acceso a la educación a distancia, consolidándose CREA como el principal entorno virtual de aprendizaje.

### **3. Datos**

El análisis se basa en dos conjuntos de información. Por un lado, se emplean las bases de datos de las evaluaciones Aristas Primaria correspondientes a 2017 y 2020, cedidas por el Instituto Nacional de Evaluación Educativa (INEEd).<sup>6</sup> Dichas bases contienen información sobre los desempeños en matemática y lectura de estudiantes de tercer y sexto grado de primaria, medidos mediante evaluaciones estandarizadas aplicadas a una muestra

---

<sup>6</sup> Las bases de datos fueron previamente anonimizadas de modo de proteger la identidad de los alumnos de la muestra.

representativa a nivel nacional. Por otro lado, se incorporan datos de Ceibal, derivados de los registros de uso individual de la plataforma CREA durante el periodo 2017–2020, lo que permite analizar el uso individual de la plataforma en el intervalo entre ambas evaluaciones y sus posibles efectos en los resultados de aprendizaje.

### **3.1. Bases Aristas**

El primer conjunto de datos corresponde a estudiantes identificados en las bases de Aristas tanto en 2017 (cursando 3° de educación primaria) como en 2020 (cursando 6° de educación primaria). Cabe señalar que la muestra de cada año, obtenida a partir de los registros de la ANEP, es representativa de la misma población (niños escolarizados sin necesidades educativas especiales en escuelas públicas y privadas a nivel nacional). Se implementa un diseño muestral con selección aleatoria sistemática, estratificado de acuerdo con el tamaño, contexto y categoría de las escuelas, con probabilidad proporcional a la matrícula sumada de tercero y sexto. Se seleccionan escuelas de manera aleatoria dentro de los estratos, luego se seleccionan grupos dentro de las escuelas, y se seleccionan todos los alumnos de los grupos escogidos (INEEd, 2021a).<sup>7</sup> Tanto el diseño muestral como las condiciones de aplicación se replican en las evaluaciones de 2017 y 2020. No obstante, ambas muestras son independientes entre sí, por lo cual las escuelas seleccionadas en la muestra pueden repetirse o no entre las distintas ediciones, así como eventualmente estudiantes que hayan resultado seleccionados en 3° pueden llegar a repetir tres años más tarde en 6°. Es importante destacar que, en ambas ediciones, el operativo de relevamiento se realizó durante el período octubre–diciembre, al final de cada año lectivo, lo que implica que el lapso comprendido entre evaluaciones abarca prácticamente tres años lectivos completos (2018, 2019 y 2020).

El Cuadro 2 presenta la cantidad de observaciones según la fuente de datos analizada. Para el presente estudio se consideran únicamente estudiantes de educación pública.<sup>8</sup> Se dispone de información sobre el desempeño individual en las evaluaciones de matemática y lectura para cada año. De un total de 987 estudiantes de primaria pública identificados en ambas ediciones de Aristas, 827 participaron en las pruebas de matemáticas (Panel Matemática) y 824 en las pruebas de lectura (Panel Lectura), de manera que se registraron niveles de

---

<sup>7</sup> Por mayor información ver [https://www.ineed.edu.uy/wp-content/uploads/2021/05/Ficha-tecnica-Aristas-Primaria-2020\\_FINAL.pdf](https://www.ineed.edu.uy/wp-content/uploads/2021/05/Ficha-tecnica-Aristas-Primaria-2020_FINAL.pdf)

<sup>8</sup> Se omite la inclusión de estudiantes cursando en centros privados en 2020 (6°) por falta de información disponible en variables de control relevantes para el presente estudio.

desempeño en 3° y 6° para cada área. El ejercicio de identificar a los estudiantes que hayan resultado seleccionados en las sucesivas muestras de ambas ediciones puede entenderse como un proceso en donde la submuestra analizada se deriva de una muestra originalmente aleatoria, por lo que, en esencia, constituye una muestra aleatoria en sí misma. En cuanto a la representatividad, los contrastes de diferencia entre las muestras originales de Aristas y la submuestra analizada (ver Anexo A) arrojan que, en los casos en que las diferencias resultaron significativas, las magnitudes de las mismas son relativamente pequeñas, por lo que no cabría esperar un sesgo considerable derivado de la pérdida de observaciones en la muestra. Asimismo, importa señalar que las pruebas de matemáticas y lectura comparten el mismo marco evaluativo, escala y niveles de desempeño en 2017 y 2020.

**Cuadro 2.** Cantidad de estudiantes de primaria pública evaluados y cantidad de escuelas implicadas según año de la evaluación.

<b>Universo</b>	<b>Estudiantes</b>	<b>Escuelas</b>
Total Aristas 2017 (3°)	6725	209
Total Aristas 2020 (6°)	5051	157
Participa en ambas ediciones de Aristas (2017 y 2020)	987	102
<b>Participa en ambas pruebas (2017 y 2020) de matemática (Panel Matemática)</b>	<b>827</b>	<b>95</b>
<b>Participa en ambas pruebas (2017 y 2020) de lectura (Panel Lectura)</b>	<b>824</b>	<b>95</b>

Se dispone entonces de los puntajes individuales de los estudiantes obtenidos en las pruebas de matemática y lectura, según el año correspondiente. La estimación de dichos puntajes tiene como insumo las respuestas a los ítems presentados en las evaluaciones, y la escala de desempeño utilizada no se expresa en puntajes numéricos, sino que se construye mediante modelos estadísticos como la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI). Esta escala ubica a cada estudiante en un continuo de habilidades, desde niveles más bajos hasta más altos, según su probabilidad de responder correctamente a ítems de diferente dificultad. Según surge de INEEd (2018) en su Anexo Metodológico (p.11), los puntajes obtenidos asumen que la población proviene de una distribución normal con media 0 y desvío 1.

A efectos del presente análisis, se aplica una normalización de los puntajes de desempeño en matemática y lectura (tanto para 2017 como para 2020) restringida al subconjunto de estudiantes que participaron en ambas ediciones de Aristas. Esta transformación busca preservar la posición relativa de cada estudiante dentro del panel, asegurando así una mayor coherencia interna en el análisis longitudinal. La decisión responde a que el desempeño relativo de estos estudiantes podría no reflejar su ubicación dentro de la distribución de la población general. En consecuencia, los valores normalizados obtenidos no deben

interpretarse como desviaciones estándar respecto a toda la población, sino únicamente en el marco de este subgrupo panel.

Asimismo, las bases de Aristas incluyen información sobre las características de los estudiantes y de sus escuelas. Para el presente análisis se seleccionaron algunas variables relevantes, que se describen a continuación. En primer lugar, se dispone de un índice de contexto socioeconómico y cultural a nivel de escuela.<sup>9</sup> En Aristas, el contexto socioeconómico y cultural de los estudiantes se mide a través de un índice que clasifica a los hogares de estos a partir de su capacidad de consumo. La información utilizada como insumo es recabada a través de un cuestionario aplicado a las familias de los estudiantes participantes en la evaluación. A este índice se le agrega, como aproximación a la dimensión cultural, el nivel educativo de padres o tutores de los niños, así como la cantidad de libros con los que cuenta el hogar. La variable *Contexto*, definida como el contexto socioeconómico y cultural del centro educativo, se determina entonces como el promedio de los índices de estatus socioeconómico y cultural de los niños que lo integran<sup>10</sup>. Asimismo, la variable *Región* indica la ubicación de la escuela, donde 0 implica que el estudiante pertenece a una escuela ubicada en Montevideo y 1 que la escuela se ubica en el Interior. Para ambas variables se considera el dato correspondiente al relevamiento de Aristas en 6° (2020).

A nivel individual, *Motauto* constituye un índice que evalúa la motivación y autoregulación del aprendizaje, entendida como una de las dimensiones que comprenden las habilidades socioemocionales de estudiantes de 6° (no se releva para 3°).<sup>11</sup> Según INEED (2021a, p. 147), esta dimensión se mide a través de preguntas específicas sobre los componentes de autorregulación metacognitiva (la capacidad de los alumnos para planificar y evaluar su propio aprendizaje), motivación intrínseca (el interés y disfrute en el aprendizaje por el propio valor de la actividad) y perseverancia académica (la persistencia de los alumnos frente a desafíos y dificultades), indagando en aspectos tales como la capacidad de automonitoreo, la percepción de autoeficacia, la persistencia frente a distracciones, el gusto por aprender y la utilidad percibida del conocimiento a futuro. Estas dimensiones resultan especialmente

---

<sup>9</sup> La metodología sobre la construcción del índice se puede ver en [https://www.ineed.edu.uy/wp-content/uploads/2021/05/Ficha-tecnica-Aristas-Primaria-2020\\_FINAL.pdf](https://www.ineed.edu.uy/wp-content/uploads/2021/05/Ficha-tecnica-Aristas-Primaria-2020_FINAL.pdf).

<sup>10</sup> Debido a la baja cobertura obtenida en el cuestionario de familias en Aristas 2020, no fue incluido en la base de datos el contexto a nivel individual de estudiantes.

<sup>11</sup> Se calcula como un índice de respuesta graduada a partir de la respuesta de los estudiantes a una serie de proposiciones en una escala de frecuencia: nunca/casi nunca, pocas veces, muchas veces y casi siempre/siempre. La distribución del índice tiene una escala estandarizada con un promedio de 50 puntos y un desvío estándar de 10 puntos.

relevantes en el contexto de la interrupción de clases presenciales y educación a distancia. *Repitió* es una variable dicotómica, donde 1 indica que el estudiante repitió de grado al menos una vez durante su trayectoria escolar hasta 6°. *Asistencia* indica la proporción de días asistidos (días asistidos/días asignados) durante el curso de 6° en el año lectivo 2020. Adicionalmente, se incluyen controles relativos al sexo y la edad de los estudiantes.

**Cuadro 3.** Estadísticos descriptivos – Bases Aristas

	Panel Matemática			Panel Lectura		
	Obs	Media	Desvío.	Obs	Media	Desvío
Mat_17	827	0	1	-	-	-
Mat_20	827	0	1	-	-	-
Lec_17	-	-	-	824	0	1
Lec_20	-	-	-	824	0	1
Contexto	827	2,60	1,31	824	2,67	1,31
Interior	827	0,59	0,49	824	0,62	0,49
Femenino	827	0,46	0,50	824	0,46	0,50
Edad 6°	827	11,73	0,58	824	11,75	0,58
Asistencia	824	0,84	0,13	819	0,84	0,13
Repitió	781	0,14	0,34	784	0,13	0,34
Motauto	710	49,97	10,47	700	49,87	10,40

### 3.2. Indicadores de uso de CREA

El segundo conjunto de datos comprende indicadores de uso de la plataforma CREA a nivel individual de estudiantes para el período 2017-2020, obtenidos a partir de los registros administrativos de Ceibal, que se señalan a continuación. Como indicador de frecuencia de uso, se toman en cuenta los días de ingreso, es decir, la cantidad de días diferentes en que el estudiante registró al menos un evento o actividad de cualquier tipo durante el año lectivo (marzo a diciembre). Sin embargo, más allá de la frecuencia de uso (medida en días), resulta fundamental incorporar indicadores que reflejen el compromiso real de los estudiantes con la plataforma, es decir, que tipo de actividades realizan en ella. Para ello, se toman en cuenta dos indicadores. En primer lugar, se consideran la cantidad total de acciones realizadas por un usuario en la plataforma CREA en el año lectivo, exceptuando los eventos de creación de usuario (no se consideran como actividad real del usuario) y las visitas a recursos (no se cuenta con el dato de cantidad de recursos visitados sino solamente se conoce si un usuario visitó o no al menos un recurso en un día dado). Adicionalmente, se consideran también las entregas, correspondiendo las mismas al total de tareas enviadas por un usuario en la plataforma, tanto comunes (tareas de clase, ejercicios domiciliarios, etc.) como de evaluación (pruebas, exámenes, etc.). La evolución conjunta de estos indicadores refleja

entonces el avance del uso de CREA como herramienta pedagógica y su incorporación por parte de los estudiantes a lo largo del período analizado (ver cuadro 4).

**Cuadro 4.** Indicadores de uso de CREA

Indicador	Año	Panel Matemática			Panel Lectura		
		Mediana	Media	Desvío.	Mediana	Media	Desvío.
Días de ingreso	2017	0	2	4	0	2	4
	2018	11	15	16	10	14	16
	2019	13	22	27	11	21	27
	2020	68	75	50	68	75	49
Acciones	2017	0	9	31	0	9	32
	2018	29	51	62	26	49	62
	2019	34	68	99	31	66	99
	2020	208	271	232	207	272	238
Entregas	2017	0	1	3	0	1	3
	2018	1	7	14	1	7	14
	2019	1	6	9	1	6	9
	2020	38	67	82	38	68	86
<b>No. de observaciones</b>		<b>827</b>			<b>824</b>		

A partir de estos indicadores, se construyen las variables utilizadas para el análisis. *Días1*, *Acciones1* y *Entregas1* representan, respectivamente, el promedio de cada indicador para el período 2018–2020, es decir, reflejan el uso promedio anual de CREA del estudiante entre la evaluación en Aristas 3° y la de Aristas 6°. Considerando las particularidades del uso de CREA a partir de la interrupción de clases presenciales en 2020, y de forma de complementar el análisis, se definen también variables que separan el uso en dos períodos: el prepandemia (*días\_pre*, *acciones\_pre* y *entregas\_pre*), correspondientes al promedio 2018–2019, y los totales para el año lectivo 2020 (*días20*, *acciones20* y *entregas20*), cuyo inicio coincide prácticamente con la declaración de estado de emergencia nacional sanitaria como consecuencia de la pandemia originada por COVID-19 (13 de marzo de 2020). Asimismo, se crean variables binarias para analizar efectos heterogéneos según uso de CREA para 2018-2020: *Días2* toma el valor 1 cuando el estudiante ingresa más días que la mediana para el total del período, y 0 en caso contrario. De igual forma, *Acciones2* y *Entregas2* toman el valor 1 cuando el estudiante realiza más acciones o envía más entregas que la mediana, respectivamente, y 0 en caso contrario.

#### 4. Estrategia empírica

Se busca identificar el efecto del uso de CREA sobre los aprendizajes a partir de modelos de valor agregado (VAM, por sus siglas en inglés). Esta metodología se ha empleado ampliamente en estudios educativos con datos longitudinales para analizar cómo diversos

factores escolares (en particular, la calidad docente) contribuyen al desempeño académico a lo largo del tiempo (Ladd, 2008; Cunningham, 2014; Sass et al., 2014; Koedel et al., 2015). La especificación general del modelo se basa en la premisa de que el logro académico de un estudiante, medido en un momento determinado, es el resultado de una función lineal acumulativa de un conjunto de factores individuales y familiares, su aprendizaje previo y otras características fijas del estudiante (Todd & Wolpin, 2003). Los modelos de valor agregado aprovechan la comparabilidad y objetividad de las pruebas estandarizadas al usar los puntajes en dos momentos del tiempo para estimar el crecimiento académico atribuible a un insumo específico, controlando por características individuales de los estudiantes. Lo anterior implica que, si se identifica el aprendizaje acumulado de cada estudiante hasta cierto punto, digamos sobre el final del período  $t-1$ , es posible estimar el valor agregado al aprendizaje atribuible a los factores escolares presentes en el período  $t$ . Se asume que la función acumulativa de logro no varía según el grado escolar, sino que el efecto de los factores sobre el desempeño varía en función del lapso transcurrido entre la exposición del estudiante a dichos factores y la medición del desempeño, pero es invariante al grado escolar en que fueron aplicados (Sass et al., 2014), por lo que, por ejemplo, la exposición de los estudiantes a algún recurso educativo tendría el mismo efecto sobre sus desempeños en 3° que en 6°. La idea subyacente al enfoque de valor agregado consiste entonces en que el desempeño previo actúa como estadístico suficiente que resume la historia de los factores anteriores (tanto observables como no observables), facilitando así la estimación de la contribución de los factores contemporáneos (Koedel et al., 2015). Específicamente, para el presente estudio se utilizan los puntajes en matemática y lectura obtenidos en 3° grado como predictores del rendimiento en 6° grado. De esta forma, se busca mitigar el sesgo derivado de diferencias preexistentes entre los estudiantes. La inferencia causal depende entonces de la suposición de que la decisión de uso de la plataforma CREA por parte de los estudiantes se base en variables observables incluidas en el modelo, es decir, se asume que no existen factores no observados que influyan simultáneamente en el uso de la plataforma y en los resultados académicos. La efectividad de esta reducción de sesgo depende entonces de que la información disponible sea lo suficientemente completa, permitiendo controlar adecuadamente por los factores que afectan la adopción de la plataforma (o variables altamente correlacionadas con estos). A continuación, se detallan las especificaciones de los modelos empleados.

## 4.1. Especificación inicial

La ecuación (1) busca estimar el efecto del uso de CREA sobre el desempeño académico en el área  $s$ , con  $s \in \{M, L\}$ , donde  $M$  denota matemática y  $L$ , Lectura. El modelo se estima por separado para cada área:

$$A_{i20}^s = \delta A_{i17}^s + \beta CREA_i + \gamma X_i + \epsilon_i \quad (1)$$

donde  $A_{i20}^s$  representa el desempeño del estudiante  $i$  en el área  $s$  en la prueba Aristas del año 2020, correspondiente a 6° grado. Bajo esta especificación, se considera como punto de partida el desempeño en matemática y lectura en 3° de cada estudiante. Se asume entonces que  $A_{i17}^s$  (desempeño en el área  $s$  del estudiante  $i$  en la prueba Aristas del año 2017) capta los efectos acumulados tanto de variables observables como de inobservables (por ejemplo, motivación intrínseca o apoyo familiar) que influyen en el logro académico del estudiante hasta 3° grado de primaria.

El parámetro  $\delta$  refleja la influencia del logro académico de un estudiante en 3° sobre su desempeño en 6°, bajo el supuesto de que el aprendizaje previo no se transfiere de manera completa entre grados, sino que su influencia decae a una tasa constante (Ladd, 2008). Un  $\delta$  cercano a 1 implicaría que el aprendizaje previo (por ejemplo, habilidades matemáticas en 3° grado) se transfiere casi completamente a 6°. Por el contrario, un  $\delta$  cercano a 0 implicaría que el conocimiento previo pierde relevancia para el desempeño en niveles superiores. Los VAM con puntajes rezagados son flexibles en el sentido de que no imponen restricciones sobre el término  $\delta$ , sino que permiten estimarlo en función de los datos (Ladd, 2008). Como referencia, en modelos de este tipo (con un lapso de un año escolar entre las mediciones), el coeficiente asociado al puntaje rezagado se encuentra habitualmente en el rango de 0.6 a 0.8 (Andrabi et al., 2011; Rothstein, 2009).

El parámetro  $\beta$  constituye el principal parámetro de interés en este estudio, ya que representa la estimación del efecto asociado al uso de CREA sobre los desempeños en 6° grado, donde  $CREA_i$  corresponde a algún indicador entre las distintas alternativas a considerar para el uso de la plataforma a nivel individual del estudiante durante el transcurso de los años lectivos correspondientes al período de análisis. En particular, se considerarán las variables definidas previamente en la sección 3.2 en base a los días de ingreso, acciones y entregas de los estudiantes en la plataforma.

Por otro lado,  $X_i$  es un vector de características del estudiante y su escuela (asumidas como invariantes en el tiempo), que incluyen: el contexto socioeconómico de la escuela, la región, el sexo del estudiante, el historial de repetición de grado, la asistencia a clases durante el año lectivo 2020 (marcado por períodos de interrupción de clases presenciales), así como el indicador de resumen de las dimensiones socioemocionales de motivación y autorregulación del aprendizaje.  $\epsilon_i$  es un término de error aleatorio que puede presentar correlación entre observaciones de una misma escuela, pero se asume independiente entre distintas escuelas (errores clusterizados por escuela).

## **4.2. Alcance y limitaciones de la estrategia de identificación**

La estrategia de identificación empleada para evaluar el efecto del uso de la plataforma CREA en el desempeño estudiantil enfrenta algunos desafíos metodológicos, particularmente relacionados con la endogeneidad. Como fuera mencionado, CREA es una herramienta puesta a disposición para toda la educación primaria pública, y su uso efectivo depende de la decisión de los estudiantes, sus docentes y, en alguna medida, de los adultos responsables de los niños. Por tanto, la estrategia de identificar si los estudiantes con mayor uso de CREA presentan mejores desempeños en matemática y lectura, podría arrojar estimaciones sesgadas a raíz de diferencias preexistentes entre quienes utilizan más la herramienta respecto a quienes menos la usan, las cuales podrían estar afectando su desempeño. Inicialmente, se busca mitigar esta problemática incluyendo en el modelo las variables de control previamente mencionadas, tales como el contexto socioeconómico del centro educativo, el sexo del estudiante o su historial de repetición, de forma de condicionar las estimaciones por estas diferencias.

El desafío más complejo, sin embargo, se presenta por las eventuales diferencias en dimensiones no observables. Estas pueden incluir tanto variables educativas anteriores al período analizado, que podrían explicar parte del desempeño en 6° de los estudiantes, como factores no observados que pueden surgir durante el período comprendido entre las dos evaluaciones de Aristas (2017 y 2020), es decir, entre 3° y 6° grado. Este intervalo abarca tres años lectivos completos, durante los cuales pueden haber ocurrido cambios relevantes en dimensiones como la efectividad de sus docentes, el acompañamiento en el hogar o factores relacionados con la disponibilidad de recursos (por ejemplo, conectividad en el hogar, acceso a dispositivos, etc.). Para la mayoría de estas dimensiones, no es posible contar

con información sistemática a lo largo de todo el período, lo que limita la capacidad del modelo para controlar adecuadamente por ellas. Si, por ejemplo, estuviéramos ante el caso plausible de que CREA es utilizada de forma más intensiva por los estudiantes más motivados o con mayor habilidad, o su uso es fomentado por los docentes más efectivos, existe el riesgo de obtener estimaciones sesgadas del efecto de este recurso educativo, lo que llevaría a sobreestimar su impacto.

Asimismo, en la literatura sobre VAM, la inclusión de puntajes o calificaciones rezagadas como covariable ha sido objeto de debate, ya que puede generar distintos tipos de sesgos, en particular los derivados de errores de medición en las pruebas de logro, y de selección no aleatoria de estudiante a docentes (Sass et al., 2014; Koedel et al., 2015). El sesgo de medición se presenta cuando el puntaje rezagado, medido por evaluaciones estandarizadas, es impreciso (y por ende no refleja correctamente la habilidad del estudiante), introduciendo ruido en el modelo. Por ejemplo, si estuviéramos ante el caso de que varios estudiantes presentan puntajes previos atípicamente bajos por razones aleatorias (mala suerte el día de la evaluación, se enfermaron, etc.), podría implicar una sobreestimación del efecto del uso de CREA por regresión a la media, ya que parte de la mejora observada se debe simplemente a un retorno estadístico hacia el promedio, y no necesariamente por un mayor uso de la plataforma. Koedel et al. (2015) sugieren que sin datos de múltiples pruebas que, por ejemplo, evalúen el mismo contenido en días distintos, no es posible disociar totalmente estos efectos.

Un segundo origen de sesgo podría surgir de la selección no aleatoria de estudiantes, la cual implica habitualmente que aquellos de mayor habilidad sean asignados sistemáticamente a docentes más efectivos. La asignación no aleatoria de alumnos a docentes y su efecto sobre los VAM es documentada en estudios como Rothstein (2009, 2010), particularmente para el caso de escuelas en Estados Unidos. Lo anterior podría provocar que las diferencias sistemáticas en las características de estudiantes y docentes puedan trasladarse a la estimación del efecto del uso de CREA. No obstante, Chetty et al. (2014) enfatizan que, incluso si la asignación es no aleatoria, mientras esté basada en variables observables (por ejemplo, el contexto socioeconómico de la escuela), las estimaciones basadas en modelos de valor agregado podrían ser insesgadas, condicional a esos controles.

En segundo lugar, la inclusión del índice de motivación y autorregulación del aprendizaje como variable de control ayuda a capturar, en cierta medida, el efecto de dimensiones

inobservables relevantes, principalmente la motivación. Se trata de una dimensión relevada únicamente en 6° (correspondiente al último año del período de análisis), que comprende habilidades que se van configurando de forma dinámica, en el sentido de que son el resultado de procesos de desarrollo que se extienden a través de todo el ciclo vital. Numerosas investigaciones han evidenciado una asociación entre las habilidades socioemocionales y distintos indicadores de desempeño académico (Chernyshenko et al., 2018). En INEE (2023), se analiza cómo las subdimensiones de motivación y autorregulación del aprendizaje se vinculan con los resultados en las pruebas de matemática y lectura de sexto grado en Aristas 2020, concluyendo que, tanto la perseverancia como la autorregulación son las habilidades socioemocionales que mejor explican el desempeño académico de sexto de primaria, sin que la edad, el sexo o el nivel socioeconómico alteren sustancialmente este patrón. Por el contrario, la motivación intrínseca mostró un efecto leve en sentido opuesto, resultado fue destacado como inesperado por los autores. Para el presente estudio, se propone utilizar el índice de motivación y autorregulación del aprendizaje como una medida resumen de las variables inobservables del estudiante que puedan afectar su desempeño tanto en matemática como en lectura.

En definitiva, en base a lo expuesto en esta sección, aunque los VAM pueden sufrir sesgos (principalmente a causa de factores no observados), una parte importante de ese sesgo puede eliminarse a partir de la inclusión de los puntajes pasados y otras covariables relevantes. En lo que sigue, se proponen estrategias metodológicas complementarias para contrarrestar la presencia de algún tipo de sesgo como los mencionados en las estimaciones.

### 4.3. Efectos fijos docentes

En primera instancia, se extiende el modelo anterior incorporando efectos fijos a nivel docente, a fin absorber parte de la heterogeneidad inobservable al controlar por características propias de los docentes que pudieran influir en el desempeño de los estudiantes:

$$A_{i20}^s = \delta A_{i17}^s + \beta CREA_i + \gamma X_i + \alpha_{ig} + \epsilon_i \quad (2)$$

Donde  $\alpha_{ig}$  representa los efectos fijos del docente  $g$  asociado al estudiante  $i$  en 6° grado. Los datos de Aristas permiten vincular a los estudiantes con el docente correspondiente al grado escolar en el que son evaluados. Para estimar los efectos fijos docentes, se establece un

umbral mínimo de 2 estudiantes asociados a cada docente.<sup>12</sup> Esto se debe a que, en ciertos casos, la conformación de la submuestra analizada genera docentes vinculados a un único estudiante dentro de sus grupos (por ejemplo, si un único estudiante de un grupo de 6° evaluado forma parte del panel por haber sido evaluado también en 3° en otra escuela, pero no así el resto de sus compañeros de grupo), lo que imposibilitaría una estimación consistente de su efecto fijo. Aunque no es posible identificar a todos los docentes que han participado a lo largo de la trayectoria escolar de los estudiantes, para este estudio resulta particularmente relevante contar con la información del docente de 6°, ya que este representa uno de los niveles en los que se experimenta una mayor exposición a CREA durante la educación primaria por parte de los estudiantes.

La inclusión de efectos fijos busca mitigar el sesgo que podría surgir si, como fuera mencionado, los docentes de 6° más efectivos fueran asignados sistemáticamente a estudiantes con mejor desempeño, lo que podría sobrestimar el impacto del uso de CREA. En Uruguay, la asignación de los docentes a los grupos viene dada por un sistema centralizado y basado en méritos, que busca asegurar que cada grupo de primaria tenga un maestro asignado según criterios objetivos de concurso y orden de prelación. Bajo este sistema escalafonario, es el docente quien toma la decisión con respecto al centro educativo al que destinará sus horas laborales, en función del ordenamiento en una lista de prelación, que viene determinado principalmente por grado (posición en el escalafón), antigüedad y puntaje de aptitud en el escalafón. Antes de cada año lectivo, la ANEP publica las vacantes de cargos y grupos por escuela. Los docentes eligen, en orden de prelación, qué centro y grupo ocuparán. Por lo tanto, si bien los equipos directivos de las escuelas no intervienen en el proceso de elección de cargos de los docentes, y estos últimos no cuentan de antemano con información del rendimiento previo de los estudiantes, es plausible asumir que el sistema de asignación de horas introduce un mecanismo de selección no aleatoria de grupos que puede generar sesgo a partir de que los docentes mejor rankeados (y presumiblemente más efectivos) tienden a optar por escuelas o grupos con condiciones más favorables. De este modo, al incorporar efectos fijos a nivel docente, se busca evitar que diferencias sistemáticas en la asignación docente distorsionen la estimación del impacto de CREA.

---

<sup>12</sup> Adicionalmente, se realizan estimaciones alterando el umbral mínimo de estudiantes por docente (5,10,15) que no impliquen una pérdida de muestra considerable, de forma de controlar por aquellos casos de docentes con muy pocos estudiantes a cargo. Los resultados no varían significativamente respecto al umbral definido.

#### 4.4. Modelos de Datos de Panel

Se busca complementar el análisis incorporando modelos de datos de panel, que permitan aprovechar la estructura longitudinal de los datos de los estudiantes capturando la variación entre los años 2017 y 2020. En primer lugar, se estima un modelo de efectos fijos individuales, el cual permite controlar por características no observadas específicas de cada uno de ellos, como capacidades cognitivas innatas, condiciones estructurales del hogar (nivel educativo de los padres, apoyo familiar) y otros factores familiares o personales que no varían durante el período de análisis y pudieran afectar el desempeño académico:

$$A_{it}^s = \beta CREA_{it}^s + \gamma X_{it} + \rho_t + \mu_i + \epsilon_{it} \quad (3)$$

donde  $A_{it}^s$  es el puntaje en el área evaluada obtenido por el estudiante  $i$  en la prueba Aristas del año  $t$  (2017, 2020).  $CREA_{it}$  refiere a algún indicador de uso de la plataforma entre los mencionados anteriormente, considerándose para 2017 el total registrado durante ese año, mientras que para 2020, en cambio, se asigna el total acumulado entre 2018, 2019 y 2020, ya que este período comprende el intervalo completo entre ambas evaluaciones.  $X_{it}$  refiere a los controles que varían en el tiempo,  $\rho_t$  es una *dummy* que identifica el año (2017, 2020),  $\mu_i$  representa el efecto fijo del estudiante  $i$ , que captura todas las características inobservables constantes en el tiempo, y  $\epsilon_{it}$  es el término de error. El uso de efectos fijos individuales a nivel de estudiante busca reforzar la validez del análisis, al eliminar el sesgo derivado de variables omitidas constantes en el tiempo, garantizando que el coeficiente  $\beta$  capture únicamente el efecto del uso de CREA sobre los desempeños.

Adicionalmente, se estima un modelo de efectos aleatorios, que permite modelar la heterogeneidad entre individuos como componentes estocásticos, donde  $\mu_i$  ahora es el efecto aleatorio específico del estudiante  $i$ , que captura las características inobservables que varían de forma aleatoria. Este modelo asume que  $\mu_i$  es independiente de las variables explicativas, lo que permite aprovechar la variabilidad entre individuos si dicha suposición es válida. Un test de Hausman puede determinar si es más adecuado el modelo de efectos fijos individuales o bien uno de efectos aleatorios. Este contraste evalúa si los efectos no observados están correlacionados con las variables explicativas del modelo. Bajo la hipótesis nula, dicha correlación no existe, por lo que ambos estimadores son consistentes, pero el de efectos aleatorios es más eficiente. En cambio, si se rechaza la hipótesis nula, se concluye que existe

correlación, por lo que el estimador de efectos aleatorios resulta inconsistente, y, por tanto, es preferible optar por el modelo de efectos fijos.

## **5. Resultados**

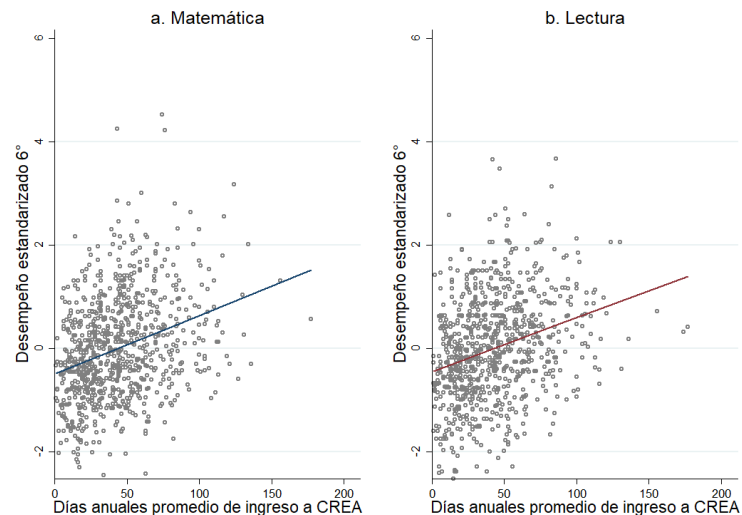
A continuación, se presentan los resultados del análisis del efecto del uso de CREA sobre los desempeños en matemática y lectura. Los mismos comprenden el conjunto de estudiantes que participan en ambas pruebas, tal como fuera definido en la Sección 3. Se utilizan los valores estandarizados de los puntajes de las pruebas de matemática y lectura tanto para 3° como para 6°.

### **5.1. Relación entre uso de CREA y los desempeños**

En primer lugar, el Gráfico 1 ilustra la relación entre los días anuales promedio de ingreso a la plataforma CREA durante el período 2018–2020 y el desempeño estandarizado en Aristas de 2020 para 6°, en Matemática (panel a) y Lectura (panel b). En ambos casos, la pendiente ascendente de ambas rectas de ajuste permite visualizar de manera intuitiva la hipótesis central de esta investigación: a mayor frecuencia de ingreso a CREA, mejores son los desempeños en 6° grado. Esto sugiere, de manera preliminar, una asociación positiva entre la frecuencia de uso de la plataforma y los resultados de aprendizaje. No obstante, la amplia dispersión de los puntos en torno a las rectas revela una marcada heterogeneidad individual, y advierte sobre la existencia de factores que podrían estar simultáneamente influyendo en el uso de la plataforma y en el rendimiento académico, indicando la necesidad de aplicar métodos más rigurosos para estimar el efecto del uso de CREA sobre los aprendizajes.

**Gráfico 1.** Relación entre días promedio de ingreso a CREA (2018-2020) y desempeño en

Aristas 6°

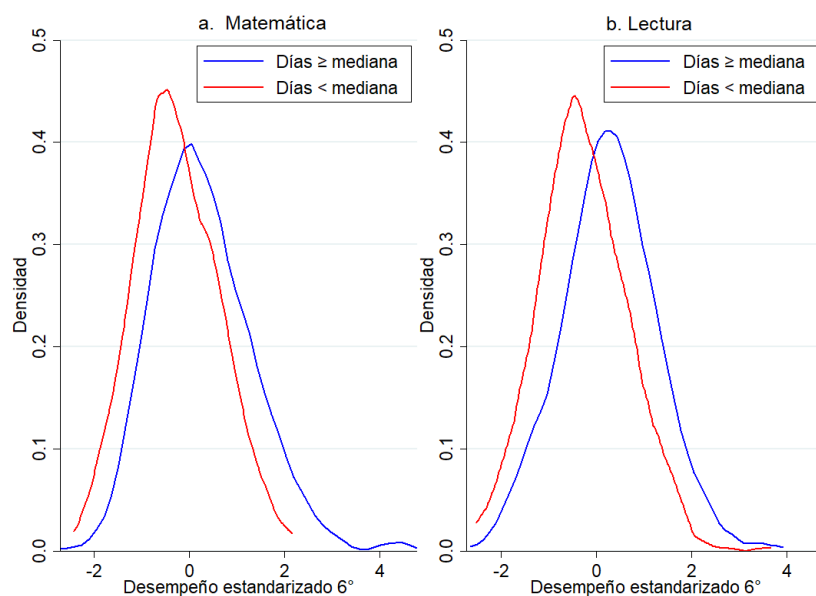


Para reforzar la asociación observada entre el uso de CREA y los desempeños académicos, el Gráfico 2 presenta las funciones de densidad de los puntajes en matemática (lado izquierdo) y lectura (lado derecho) de 6° grado, diferenciando entre estudiantes que ingresaron a CREA con una frecuencia superior (línea azul) o inferior (línea roja) a la mediana de días de ingreso durante el período 2018–2020. La división en dos grupos según la mediana de uso de CREA permite una interpretación sencilla de la magnitud de las diferencias de desempeño entre quienes presentan un nivel de uso relativamente alto respecto a quienes presentan un uso relativamente bajo, lo cual facilita la comparación entre subgrupos.<sup>13</sup> Nuevamente, se observa que los estudiantes que ingresan con mayor frecuencia a la plataforma tienden a obtener mejores desempeños en ambas áreas de conocimiento, en comparación con quienes ingresaron menos días. La función de densidad para los estudiantes que ingresaron a CREA por encima de la mediana presenta una distribución de desempeño desplazada hacia la derecha, en particular para el caso de matemática.

---

<sup>13</sup> Una comparación más detallada puede encontrarse en el Anexo B.

**Gráfico 2.** Distribución de puntajes en Aristas 6° según mediana de días de ingreso a CREA (2018-2020)



La diferencia de medias entre ambos grupos, observada a partir de un test de t de Student, confirma que los estudiantes con un nivel de uso de CREA por encima de la mediana obtienen desempeños significativamente superiores en matemáticas y en lectura. Para una valoración de magnitud de las diferencias encontradas, se recurre a los criterios propuestos por Cohen (2013), los cuales son frecuentemente utilizados en el ámbito de la educación, y que interpretan el tamaño del efecto encontrados en términos de desviaciones estándar. Según estos criterios, un efecto de 0,2 DE se interpreta como un efecto pequeño, un valor de 0,5 DE se considera un efecto moderado, y un valor de 0,8 DE se entiende como un efecto grande. En este caso, las diferencias reportan un tamaño del efecto moderado, siendo de 0,58 DE para matemática y de 0,57 DE en lectura.

## 5.2. Modelo de Valor Agregado

Se presentan a continuación los resultados de las regresiones estimadas que analizan el efecto del uso de CREA en los desempeños en matemática y lectura en Aristas de 6°, utilizando el modelo de valor agregado desarrollado en la Sección 4. Esto implica estimar el efecto del uso de CREA durante el período comprendido entre las evaluaciones Aristas 2017 y 2020, sobre los desempeños en matemática y lectura de 6°, controlando por el desempeño previo en 3° y por un conjunto de variables observables (contexto socioeconómico de la escuela, región, sexo, repetición, asistencia, índice de motivación y autorregulación del aprendizaje).

Para cada especificación del modelo, se presentan los resultados en función de seis combinaciones distintas de indicadores de uso de CREA: (1) corresponde al efecto de *Días de ingreso*, (2) *Acciones* y (3) *Entregas*, mientras que (4) y (5) corresponden a los efectos conjuntos de *Días y Acciones* y *Días y Entregas*, respectivamente. Finalmente, (6) corresponde a la incorporación simultánea de los tres indicadores (*Días de ingreso, Acciones y Entregas*). Se recurre a pruebas de significación conjunta (test F de Wald) para contrastar la hipótesis nula de que los coeficientes asociados a los indicadores de uso de CREA sean simultáneamente iguales a cero en aquellas especificaciones que los combinan. Estas pruebas permiten evaluar de manera global si las distintas dimensiones del uso de la plataforma contribuyen conjuntamente al desempeño académico. Los resultados detallados de dichos contrastes se encuentran en el Anexo D.

Es importante señalar que el número de observaciones utilizadas en las regresiones, tanto de la presente sección como las que siguen, varía según la especificación del modelo, oscilando alrededor de un 10% a un 20% menos que el total de estudiantes en los paneles de matemática (827) y lectura (824). Esta merma se debe a valores faltantes en algunas variables de control (particularmente asistencia escolar e índice de motivación y autorregulación), relevadas para 6° grado. Para verificar que esta pérdida de casos no introduce sesgos adicionales por selección muestral, se compararon los estudiantes incluidos en las estimaciones con aquellos excluidos por datos faltantes. La comparación de submuestras mostró que los estudiantes excluidos no difieren sistemáticamente en sus características clave (desempeño previo, contexto, sexo, repetición, motivación) de quienes permanecen. Las únicas diferencias detectadas (región y asistencia) son pequeñas, y refieren a variables que están explícitamente modeladas como controles en todas las regresiones. Por lo tanto, esto permite concluir que la pérdida de casos obedece a razones independientes de la variable de interés y no introduce un sesgo de selección que comprometa la validez interna de las estimaciones.

El Cuadro 5 presenta los resultados de las regresiones estimadas para evaluar el efecto del uso promedio anual de la plataforma CREA sobre los desempeños en matemática y lectura. Para facilitar la interpretación de resultados de los modelos, las variables asociadas al uso de CREA (*Días, Acciones, Entregas*) son incorporadas habiéndoseles realizado una transformación logarítmica, por lo que los coeficientes estimados se interpretan como el cambio en el desempeño académico (medido en desviaciones estándar) asociado a

incrementos proporcionales en dichos indicadores de uso de la plataforma. Asimismo, se incluyen ejemplos ilustrativos que permiten dimensionar el efecto estimado ante aumentos específicos en el uso de la plataforma.

**Cuadro 5.** Efecto uso de CREA sobre desempeño en matemática y lectura de 6°  
Promedios anuales de uso período 2018 - 2020.

<b>Matemática</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20
log (Días1)	0,141*			0,057	0,081	0,104
	(0,054)			(0,136)	(0,076)	(0,139)
log (Acciones1)		0,110**		0,069		-0,025
		(0,038)		(0,094)		(0,118)
log (Entregas1)			0,087***		0,052	0,058
			(0,023)		(0,033)	(0,041)
Mat_17	0,474***	0,471***	0,470***	0,472***	0,469***	0,470***
	(0,031)	(0,031)	(0,031)	(0,031)	(0,031)	(0,031)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	668	668	668	668	668	668
R <sup>2</sup> ajustado	0,421	0,421	0,421	0,420	0,422	0,421
<b>Lectura</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20
log (Días1)	0,155***			0,247*	0,161**	0,265*
	(0,043)			(0,122)	(0,049)	(0,128)
log (Acciones1)		0,102**		-0,075		-0,110
		(0,036)		(0,102)		(0,118)
log (Entregas1)			0,064*		-0,005	0,022
			(0,030)		(0,035)	(0,038)
Lec_17	0,524***	0,525***	0,527***	0,525***	0,524***	0,524***
	(0,043)	(0,043)	(0,043)	(0,044)	(0,044)	(0,044)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	661	661	661	661	661	661
R <sup>2</sup> ajustado	0,404	0,401	0,397	0,403	0,403	0,403

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01. Errores estándar clusterizados por escuela entre paréntesis. Las variables de uso de CREA (Días, Acciones, Entregas) corresponden al promedio anual del período 2018–2020. Las variables de control (contexto socioeconómico, región, sexo, repetición, asistencia e índice de motivación y autoregulación del aprendizaje) refieren a la situación observada en 2020.

En relación con matemática, en la especificación (1), el coeficiente estimado de 0,141 indica que un incremento del 1% en los días de ingreso se asocia con una mejora de 0,00141 DE en el desempeño. Cabe considerar que, en los informes de Aristas, los resultados presentados son obtenidos mediante una transformación lineal de los puntajes a una métrica para una escala con media 300 y desvío 50. Bajo esa lógica, los resultados descritos implicarían, a modo de ejemplo, que duplicar el promedio anual de días de ingreso a la plataforma entre 2018 y 2020 (es decir, pasar aproximadamente de 40 a 80 días anuales promedio) se asocia con una mejora de aproximadamente 0,10 DE, lo que equivale a cerca de 5 puntos en la

escala de Aristas en la prueba de matemática.<sup>14</sup> Para fijar ideas, semejante incremento situaría la media de frecuencia de ingreso del período en valores cercanos al promedio observado para la muestra durante el año lectivo de 2020 (75 días), lo que permite dimensionar el efecto de un uso más constante de la plataforma. Asimismo, las especificaciones (2) y (3), que estiman los efectos por separado de un incremento en las acciones realizadas y las entregas completadas, arrojan coeficientes significativos de 0,11 y 0,09 respectivamente, lo que implicarían efectos sobre el desempeño de magnitud similar (aunque levemente inferiores) a los asociados a los días de ingreso. Estos hallazgos sugieren que no solo la frecuencia con que se accede a CREA importa, sino que también un grado de involucramiento activo del estudiante con la plataforma se asocia positivamente con los desempeños académicos. Sin embargo, cuando estas dimensiones se combinan en las especificaciones (4) y (5), los coeficientes individuales pierden significancia estadística, lo cual podría atribuirse a colinealidad entre las variables (dado que quienes acceden más frecuentemente también tienden a realizar más acciones y entregas). Aun así, las pruebas de significación conjunta rechazan la hipótesis de nulidad simultánea, lo que indica que, en conjunto, las variables de uso aportan información relevante sobre el desempeño. Finalmente, en la especificación (6), que incluye simultáneamente los tres indicadores (Días, Acciones y Entregas), ninguno de los coeficientes individuales resulta estadísticamente significativo; aunque la prueba de significación conjunta rechaza la hipótesis de nulidad simultánea. Esto que sugiere que, aunque es difícil aislar efectos netos entre variables estrechamente relacionadas, en su conjunto capturan información relevante sobre el desempeño. En definitiva, los hallazgos indican que, para matemática, más allá del ingreso frecuente a CREA, la participación activa dentro de la misma (definida por las acciones realizadas y las entregas completadas) es también relevante a la hora de explicar el efecto sobre el desempeño.

Asimismo, los resultados obtenidos para lectura de 6° reflejan hallazgos consistentes con los observados para matemática, aunque con algunos matices. En particular, los resultados muestran una mayor preponderancia de la frecuencia de uso (días de ingreso) respecto a la intensidad de uso (acciones y entregas), en relación con lo observado en matemática. Concretamente, para la especificación (1), el coeficiente estimado (0,155) indica que un

---

<sup>14</sup> Las conversiones a puntos son aproximadas y tienen como único fin facilitar la interpretación de los resultados.

incremento del 1% en los días de ingreso se asocia con un aumento de aproximadamente 0,00155 DE en el desempeño en lectura. Dicho resultado implicaría que, siguiendo el ejemplo anterior, duplicar el promedio anual de días de ingreso a CREA entre 2018 y 2020 se asocia con una mejora de entre 0,10 y 0,11 DE, es decir, entre 5 y 6 puntos en la escala de Aristas, lo que denota un efecto comparable al observado para matemática. No obstante, si bien las especificaciones (2) y (3) muestran que un incremento en la cantidad de acciones realizadas y entregas completadas también se asocia positivamente con el desempeño académico, la magnitud del efecto es algo más modesta (coeficientes de 0,10 y 0,06). Adicionalmente, las especificaciones (4) y (5), que incorporan conjuntamente los días de ingreso con las acciones realizadas y las entregas completadas, respectivamente, muestran una pérdida de significancia estadística en los coeficientes asociados a estas dos últimas variables. Sin embargo, los días de ingreso a la plataforma conservan un efecto positivo y estadísticamente significativo sobre el desempeño académico, lo que sugiere que, para lectura, esta dimensión tiene un mayor poder explicativo frente a otras medidas de intensidad de uso. A pesar de la pérdida de significancia individual, las pruebas de significación conjunta permiten rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes asociados a los indicadores de uso sean simultáneamente nulos, confirmando su relevancia en conjunto. Finalmente, en la especificación (6), donde se incluyen los tres indicadores simultáneamente, el coeficiente asociado a los días de ingreso se mantiene positivo y significativo, mientras que los coeficientes de acciones y entregas nuevamente pierden significancia estadística, lo que sugiere nuevamente la existencia de colinealidad entre estas variables. No obstante, la prueba de significación conjunta rechaza la hipótesis de nulidad simultánea de los tres coeficientes. En suma, para el caso de lectura, la frecuencia de ingreso a la plataforma parecería tener un mayor peso relativo que la intensidad de uso en lo que respecta a su impacto sobre el desempeño académico, sugiriendo que podría ser más relevante una exposición continua y sostenida a la herramienta.

Cabe destacar que, en el caso de matemática, se observa una mayor significancia estadística asociada a los indicadores de uso más intensivo de la plataforma respecto a lectura, como las acciones realizadas y, en particular, las entregas completadas. Este patrón ratificaría que, para esta área, la intensidad del uso de CREA se asocia más fuertemente con el aprendizaje que la mera frecuencia de acceso en relación con lectura. En ambas áreas de conocimiento, el desempeño en 3° grado emerge como el principal predictor del rendimiento en 6° grado.

Las estimaciones para los coeficientes asociados al parámetro de persistencia  $\delta$  (0,47 en matemática y 0,52 en lectura) presentan resultados similares a los reportados en la literatura relacionada con esta metodología, en particular para Uruguay (ANEP, 2017). En relación con las demás variables de control, el contexto socioeconómico y la asistencia escolar se asocian positivamente con los puntajes (lo cual resulta esperable y coincide con los resultados observados en Aristas 2020), mientras que la ubicación en el interior del país y la condición de haber repetido de grado se relacionan negativamente. En matemática, además, el hecho de ser niña se asocia con un efecto negativo, mientras que en lectura este efecto no resulta significativo. Por otra parte, la motivación y la autorregulación del aprendizaje tienen efectos positivos y significativos en ambas áreas, lo que subraya la relevancia de las habilidades socioemocionales para el logro académico. Los resultados detallados de las estimaciones de variables de control para este y los modelos subsiguientes se presentan de forma exhaustiva en el Anexo C.

Para ofrecer una interpretación más directa de la magnitud de los efectos estimados, se clasifican los estudiantes diferenciados según si el promedio anual de días de ingreso, acciones o entregas se encuentra por encima o por debajo de la mediana del periodo 2018–2020. Las variables binarias *Dias2*, *Acciones2* y *Entregas2* toman el valor 1 si el alumno pertenece al grupo de “alto uso” (mayor a la mediana) y 0 en caso contrario. Esta discretización no sustituye el análisis principal, y se realiza de manera arbitraria al no contar con un umbral definido que clasifique a los usuarios de la plataforma en función de su uso.

**Cuadro 6.** Efecto de pertenecer al grupo de “alto uso” vs. “bajo uso” de CREA (uso anual superior/inferior a la mediana 2018–2020) sobre los desempeños en matemática y lectura de 6°

<b>Matemática</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20
Dias2	0,225*** (0,061)			0,083 (0,086)	0,180* (0,081)	0,079 (0,088)
Acciones2		0,243*** (0,053)		0,182* (0,073)		0,164 (0,089)
Entregas2			0,176*** (0,045)		0,085 (0,069)	0,034 (0,084)
Mat_17	0,478*** (0,031)	0,473*** (0,030)	0,474*** (0,031)	0,473*** (0,030)	0,473*** (0,031)	0,472*** (0,030)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	668	668	668	668	668	668
R <sup>2</sup> ajustado	0,422	0,424	0,418	0,424	0,422	0,423
<b>Lectura</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20
Dias2	0,300*** (0,069)			0,265* (0,115)	0,318*** (0,075)	0,270* (0,115)
Acciones2		0,241*** (0,058)		0,044 (0,096)		0,078 (0,110)
Entregas2			0,125 (0,064)		-0,033 (0,060)	-0,058 (0,069)
Lec_17	0,526*** (0,044)	0,528*** (0,043)	0,534*** (0,043)	0,525*** (0,043)	0,527*** (0,044)	0,526*** (0,044)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	661	661	661	661	661	661
R <sup>2</sup> ajustado	0,410	0,404	0,395	0,409	0,409	0,409

Notas. Significación: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ . Errores estándar clusterizados por escuela entre paréntesis. Las variables de uso de CREA (Días, Acciones, Entregas) corresponden al promedio anual del período 2018–2020. Las variables de control incluidas (contexto socioeconómico, región, sexo, repetición, asistencia e índice de motivación y autoregulación del aprendizaje) refieren a la situación observada en 2020.

El cuadro 6 permite ver que los estudiantes con uso “alto” en términos de días de ingreso presentan un desempeño de 0,22 DE mayor en matemática (equivalente a 11 puntos aproximadamente) que sus pares que ingresan a la plataforma por debajo de la mediana durante el período analizado. De forma similar, un uso intensivo medido por acciones realizadas también se asocia con mejoras significativas, mientras que el efecto de las entregas, si bien positivo, es de menor magnitud. En lectura, el efecto de un uso alto, medido en días promedio de ingreso, es aún más pronunciado, con un aumento de 0,30 DE (aproximadamente 15 puntos), y un efecto relevante y significativo para acciones, mientras que las entregas muestran un efecto menos consistente. Este resultado refuerza lo observado en los modelos anteriores, donde para lectura, la frecuencia de ingreso tiene un peso especialmente relevante, por encima de la intensidad de uso. Asimismo, las pruebas de

significación conjunta confirman que estas dimensiones de uso, consideradas en conjunto, tienen un aporte significativo al desempeño en ambas áreas de conocimiento.

### **5.3. Efectos fijos docentes**

Los Cuadros 7 a 8 presentan los resultados de las regresiones que incorporan efectos fijos a nivel del docente de 6° grado. Este enfoque permite controlar por características inobservables específicas de cada docente, reforzando la robustez de los resultados al no estar influenciados por variaciones entre los mismos. Bajo este enfoque, cualquier heterogeneidad no observable entre docentes (por ejemplo, su experiencia, estilo pedagógico o nivel de compromiso), que podrían estar correlacionadas tanto con el uso de CREA como con el desempeño de sus estudiantes, queda absorbida, permitiendo atribuir las variaciones en los puntajes de los estudiantes al uso de CREA. Para el presente estudio, esto es especialmente relevante a nivel de 6° grado, donde a raíz de la interrupción de las clases presenciales, el uso de la plataforma por parte de los estudiantes es más acentuado respecto al resto del periodo analizado. Esto último depende, en gran medida, del uso por parte del docente a cargo del grupo respectivo. Cabe señalar que el número de observaciones en estos modelos se reduce levemente con respecto a la sección anterior. Esta disminución se explica porque la estimación de efectos fijos docentes requiere restringir la muestra a estudiantes que puedan vincularse con su respectivo docente de 6° grado y, como fuera definido en la sección 4.3, que pertenezcan a grupos en los que haya al menos dos observaciones por docente.

**Cuadro 7.** Efecto uso de CREA sobre desempeño en matemática y lectura de 6° con efectos fijos docentes. Promedios anuales de uso período 2018 – 2020.

<b>Matemática</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20
log (Días1)	0,230** (0,077)			0,129 (0,158)	0,148 (0,089)	0,174 (0,176)
log (Acciones1)		0,167** (0,056)		0,081 (0,112)		-0,028 (0,165)
log (Entregas1)			0,123*** (0,032)		0,068* (0,033)	0,076 (0,054)
Mat_17	0,495*** (0,037)	0,494*** (0,037)	0,496*** (0,037)	0,494*** (0,037)	0,492*** (0,037)	0,492*** (0,037)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	626	626	626	626	626	626
R <sup>2</sup> ajustado	0,437	0,437	0,436	0,437	0,438	0,437
<b>Lectura</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20
log (Días1)	0,235** (0,077)			0,356** (0,118)	0,281*** (0,070)	0,347** (0,129)
log (Acciones1)		0,138* (0,065)		-0,098 (0,114)		-0,072 (0,149)
log (Entregas1)			0,070 (0,043)		-0,039 (0,040)	-0,019 (0,053)
Lec_17	0,522*** (0,055)	0,528*** (0,055)	0,536*** (0,055)	0,522*** (0,056)	0,523*** (0,056)	0,522*** (0,056)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	617	617	617	617	617	617
R <sup>2</sup> ajustado	0,415	0,410	0,406	0,414	0,414	0,413

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01. Errores estándar clusterizados por escuela entre paréntesis. Las variables de uso de CREA (Días, Acciones, Entregas) corresponden al promedio anual del período 2018–2020. Las variables de control incluidas (contexto socioeconómico, región, sexo, repetición, asistencia e índice de motivación y autoregulación del aprendizaje) refieren a la situación observada en 2020.

En el caso de matemática, los resultados confirman que un mayor uso de la plataforma se asocia a mejores desempeños. En particular, los resultados implican que duplicar el número de días promedio de ingreso se vincula con una mejora de alrededor de 8 puntos en la escala de Aristas. También se observan efectos positivos y significativos al considerar la intensidad del uso, medida por acciones y entregas, aunque con menor magnitud. Al combinar días con acciones o entregas, los coeficientes individuales pierden significancia, pero las pruebas conjuntas confirman su relevancia colectiva. Incluso al incluir los tres indicadores simultáneamente, la prueba conjunta sigue siendo significativa, lo que sugiere que, pese a la colinealidad entre las variables de uso, en conjunto capturan variaciones relevantes en el desempeño en matemática.

Asimismo, los modelos con efectos fijos docentes confirman que, para lectura, la frecuencia de ingreso a la plataforma es la dimensión más relevante. En efecto, los resultados implican

que duplicar los de días de ingreso promedio equivale a alrededor de 8 puntos adicionales en la prueba de lectura. La intensidad de uso medida por acciones también muestra una asociación positiva, aunque más moderada, mientras que las entregas exhiben una contribución menor. Al incluir simultáneamente los tres indicadores, los días siguen manteniendo significancia, y la prueba conjunta reafirma que el uso de la plataforma, considerado en su conjunto, se vincula positivamente con el desempeño en lectura.

Finalmente, los resultados presentados en el Cuadro 8 ofrecen una interpretación más directa de los hallazgos anteriores al ilustrar que pertenecer al grupo de "alto uso" de CREA (por encima de la mediana de uso promedio anual) está positivamente asociado con un mayor desempeño académico en matemática y lectura, incluso luego de controlar por efectos fijos a nivel del docente.

**Cuadro 8.** Efecto de pertenecer al grupo de “alto uso” vs. “bajo uso” de CREA (uso anual superior/inferior a la mediana 2018–2020) sobre el desempeño en matemática y lectura de 6° con efectos fijos docentes.

<b>Matemática</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Mat_20	Mat_20	Mat_20	Mat_20	Mat_20	Mat_20
Días2	0,238** (0,071)			0,138 (0,090)	0,202* (0,085)	0,134 (0,093)
Acciones2		0,226** (0,077)		0,143 (0,096)		0,128 (0,106)
Entregas2			0,155 (0,081)		0,075 (0,094)	0,031 (0,105)
Mat_17	0,503*** (0,037)	0,501*** (0,036)	0,501*** (0,036)	0,500*** (0,036)	0,499*** (0,036)	0,498*** (0,036)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	626	626	626	626	626	626
R <sup>2</sup> ajustado	0,433	0,433	0,429	0,433	0,432	0,433
<b>Lectura</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Lec_20	Lec_20	Lec_20	Lec_20	Lec_20	Lec_20
Días2	0,294* (0,123)			0,241 (0,169)	0,342* (0,131)	0,262 (0,170)
Acciones2		0,221** (0,076)		0,075 (0,107)		0,151 (0,112)
Entregas2			0,042 (0,092)		-0,096 (0,094)	-0,148 (0,095)
Lec_17	0,533*** (0,054)	0,536*** (0,053)	0,545*** (0,055)	0,532*** (0,054)	0,535*** (0,054)	0,534*** (0,054)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	617	617	617	617	617	617
R <sup>2</sup> ajustado	0,413	0,410	0,403	0,413	0,413	0,414

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01. Errores estándar clusterizados por escuela entre paréntesis. Las variables de uso de CREA (Días, Acciones, Entregas) corresponden al promedio anual del período 2018–2020. Las variables de control incluidas (contexto socioeconómico, región, sexo, repetición, asistencia e índice de motivación y autoregulación del aprendizaje) refieren a la situación observada en 2020.

En matemática, las estimaciones sugieren que formar parte del grupo de alto uso en días de acceso se asocia con una mejora de 0,24 DE en el desempeño (equivalente a 12 puntos), mientras que para acciones el efecto es de 0,23 DE. En lectura, el alto uso considerando días de ingreso muestra asociaciones positivas cercanas a 0,29 DE (entre 14 y 15 puntos), manteniendo la significación estadística en la mayoría de las especificaciones. La intensidad medida por acciones también resulta significativa cuando es considerada por separada (0,27 DE).

#### **5.4. Efectos fijos individuales**

Con el fin de controlar el efecto del uso de CREA por características invariables en el tiempo de cada estudiante (por ejemplo, su habilidad cognitiva innata, el apoyo familiar o rasgos de personalidad, ente otras) se estima un modelo de efectos fijos individuales, utilizando datos surgidos de los cuestionarios a estudiantes de Aristas 2017 y 2020.<sup>15</sup> Esta estrategia permite comparar la evolución del rendimiento académico de cada alumno consigo mismo (cada alumno actúa como su propio control), eliminando así toda heterogeneidad individual constante que pudiera sesgar la estimación, de modo que las variaciones en el desempeño se atribuyen al cambio en el uso de CREA.

Dado que en 2017 (año base) la adopción de CREA era aún incipiente, las variables de *Acciones* y *Entregas* correspondientes a ese año presentan valores nulos para la mayoría de los estudiantes, limitando su variación interna y la precisión de sus estimaciones. En cambio, la variable *Días de ingreso* muestra suficiente variabilidad dentro de cada alumno a lo largo del período, por lo que se utiliza como principal indicador de uso en las estimaciones presentadas en el Cuadro 9, bajo distintas especificaciones del modelo. En todas ellas, los coeficientes resultan positivos y estadísticamente significativos tanto para matemática como para lectura.<sup>16</sup>

---

<sup>15</sup> El modelo principal utiliza la transformación por desviaciones respecto a la media para controlar efectos fijos individuales. Como ejercicio de robustez, se estimó una especificación alternativa que incorpora una variable indicadora (*dummy*) para cada estudiante.

<sup>16</sup> En la especificación alternativa que incluye una variable indicadora para cada estudiante, el coeficiente asociado a la variable de interés, si bien es prácticamente igual al estimado en el modelo principal, no resulta estadísticamente significativo, posiblemente debido a una menor eficiencia en la estimación derivada del elevado número de parámetros individuales incluidos. Esto sugiere que, aunque el efecto exista, la sobreparametrización dificulta su detección estadística bajo este enfoque.

**Cuadro 9.** Estimaciones uso de CREA sobre el desempeño en matemática y lectura de 6°  
Efectos fijos individuales (2017 – 2020).

<b>Matemática</b>								
Días	0,001*	0,001**	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)
Observaciones	1654	1654	1549	1549	1547	1547	1547	1547
Estudiantes	827	827	820	820	820	820	820	820
<b>Lectura</b>								
Días	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*	0,001*
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)
Observaciones	1648	1648	1545	1545	1545	1543	1543	1543
Estudiantes	824	824	813	813	813	813	813	813
<i>Dummy</i> de año (2020)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Edad	No	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Repitió	No	No	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Cambió de escuela	No	No	No	Si	Si	Si	Si	Si
Cantidad de personas en el hogar	No	No	No	No	Si	Si	Si	Si
Vive madre	No	No	No	No	No	Si	Si	Si
Vive padre	No	No	No	No	No	No	Si	Si
Lugar de estudio	No	No	No	No	No	No	No	Si

Notas. Significación: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ . Errores estándar clusterizados por estudiante entre paréntesis. Al estimar conjuntamente días, acciones y entregas, los coeficientes no resultan estadísticamente significativos.

Los resultados observados en el Cuadro 9 ratifican que los días de ingreso a CREA tienen un efecto positivo y significativo sobre los puntajes en matemática y lectura, siendo los hallazgos robustos a las distintas especificaciones de variables de control. Cada día adicional de ingreso a CREA entre 2018 y 2020 se asocia con 0,001 DE de mejora en el desempeño académico de 6°, tanto para matemática como para lectura. En términos prácticos, lo anterior implicaría, por ejemplo, que 100 días adicionales de ingreso en el período están asociados a una mejora de 0,10 DE, equivalentes a 5 puntos en la escala de resultados de Aristas. Estos efectos se mantienen robustos al incorporar progresivamente controles por edad, repetición, cambio de escuela, tamaño del hogar, convivencia con madre o padre, y disponer de un lugar habitual de estudio.

Adicionalmente, se estimó un modelo de efectos aleatorios (ver Anexo E), el cual también arrojó coeficientes positivos y significativos para la variable de días de ingreso a CREA. Sin embargo, los contrastes de Hausman realizados permiten rechazar la hipótesis nula de ausencia de correlación entre los efectos individuales y las variables explicativas, indicando que hay diferencias sistemáticas entre los coeficientes del modelo de efectos fijos y el de

efectos aleatorios. Esto sugiere que los estimadores del modelo de efectos aleatorios no serían consistentes, por lo que resulta más apropiado utilizar el modelo de efectos fijos.

## **5.5. Robustez**

Se realizaron análisis de robustez utilizando especificaciones alternativas de las variables de uso de CREA, tal como se detalla en la Sección 3.2. En primer lugar, se diferenciaron los efectos del uso de la plataforma en dos períodos: el prepandemia (promedio 2018–2019) y 2020 (año de interrupción de clases presenciales durante la pandemia), a fin de examinar si el efecto estimado difiere entre contextos de uso marcadamente distintos. Cabe señalar que esta descomposición temporal no solo captura diferencias en la intensidad de uso, sino también en su naturaleza cualitativa. Durante el resto del análisis, asumimos implícitamente que la plataforma opera de forma similar en ambos lapsos. Sin embargo, la emergencia sanitaria transformó radicalmente el rol de CREA y su uso. Previo a la interrupción de clases presenciales en 2020, se observaba aún un uso incipiente y menos integrado de la plataforma, siendo básicamente un repositorio de materiales. Durante la pandemia, CREA pasó a ser el principal canal de interacción, evaluación y colaboración entre docentes y alumnos, obligándolos en cierta forma a adoptarla de manera intensiva. Esta variación cualitativa del uso de la plataforma significa que los coeficientes prepandemia y pospandemia no sólo reflejan diferencias en intensidad, sino potencialmente en la propia naturaleza del uso de la herramienta. Por tanto, al interpretar los resultados, conviene tener presente que se están comparando dos regímenes de uso de CREA, los cuales reflejan contextos pedagógicos disímiles.

**Cuadro 10.** Efecto uso de CREA sobre los desempeños en matemática y lectura de 6°. Promedios de uso pre y pos pandemia.

<b>Matemática</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20
log (días_pre)	0,028 (0,030)			0,154 (0,099)	0,081* (0,040)	0,128 (0,094)
log (acciones_pre)		0,012 (0,022)		-0,100 (0,073)		-0,040 (0,079)
log (entregas_pre)			-0,016 (0,029)		-0,076* (0,036)	-0,070 (0,041)
log (días_20)	0,101* (0,045)			-0,107 (0,139)	0,023 (0,070)	-0,071 (0,137)
log (acciones_20)		0,092** (0,030)		0,166 (0,097)		0,098 (0,116)
log (entregas_20)			0,076*** (0,019)		0,064 (0,033)	0,041 (0,079)
Mat_17	0,475*** (0,031)	0,471*** (0,031)	0,470*** (0,032)	0,474*** (0,032)	0,472*** (0,031)	0,473*** (0,032)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	668	668	668	668	668	668
R <sup>2</sup> ajustado	0,420	0,422	0,423	0,423	0,425	0,424
<b>Lectura</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20
log (días_pre)	0,069* (0,029)			-0,107 (0,104)	0,048 (0,039)	-0,119 (0,101)
log (acciones_pre)		0,067** (0,024)		0,141 (0,085)		0,145 (0,084)
log (entregas_pre)			0,071** (0,027)		0,030 (0,036)	0,006 (0,035)
log (días_20)	0,090** (0,034)			0,222 (0,123)	0,102* (0,044)	0,266 (0,140)
log (acciones_20)		0,047 (0,026)		-0,106 (0,092)		-0,177 (0,125)
log (entregas_20)			0,029 (0,022)		-0,011 (0,029)	0,036 (0,038)
Lec_17	0,524*** (0,043)	0,525*** (0,042)	0,525*** (0,043)	0,519*** (0,043)	0,522*** (0,044)	0,517*** (0,043)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	661	661	661	661	661	661
R <sup>2</sup> ajustado	0,405	0,405	0,400	0,407	0,404	0,406

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01. Errores estándar clusterizados por escuela entre paréntesis. Las variables de uso de CREA (Días, Acciones, Entregas) corresponden al promedio anual del período 2018–2020. Las variables de control incluidas (contexto socioeconómico, región, sexo, repetición, asistencia e índice de motivación y autoregulación del aprendizaje) refieren a la situación observada en 2020.

Los resultados, presentados en el Cuadro 10, indican entonces que el uso de CREA durante la pandemia se asocia significativamente con mejoras en los desempeños de matemática y lectura. En contraste, los efectos observados en el período prepandemia son de menor magnitud y no alcanzan significancia estadística, especialmente en matemática, lo que refleja el uso todavía incipiente de CREA antes de la pandemia. En lectura, la desagregación temporal muestra un patrón distinto al de matemática. Mientras que el efecto de los días de

ingreso en 2020 sigue siendo positivo, pero no significativo, los indicadores de intensidad previa a la pandemia resultan estadísticamente significativos. Esto podría sugerir que, para lectura, los estudiantes que ya utilizaban activamente CREA antes de 2020 obtuvieron mejores resultados, y que la ampliación masiva del uso en 2020 no añadió tanto valor adicional en esta área. En conjunto, estos hallazgos refuerzan la validez del efecto estimado, al tiempo que evidencian que dicho efecto podría ser sensible al contexto y modalidad de uso durante el período.

Como ejercicio adicional de robustez, se estima una variante del modelo de valor agregado en la que se reemplaza el desempeño observado en 3° por el residual de un modelo auxiliar. Este modelo predice dicho desempeño en función de las características observables disponibles para 2017 que explican parte del mismo (contexto socioeconómico del centro, región, sexo y repetición):

$$A_{i17}^S = \gamma Zi + \varepsilon_i \quad (4)$$

donde  $Zi$  es el vector de características observables en 2017, y  $\varepsilon_i$  es el término de error. A partir de esta regresión, se obtienen los residuos individuales  $\tilde{A}_{i17}^S$ , que capturan la parte del desempeño no explicada por esas variables. Una vez obtenidos los residuos, estos se incorporan como variable de control en el modelo principal que predice el desempeño en 6° grado, reemplazando el puntaje observado de 3° grado:

$$A_{i20}^S = \delta \tilde{A}_{i17}^S + \beta CREA_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (5)$$

Este enfoque permite controlar de manera más estricta por la parte del logro anterior no observada. Los resultados, presentados en el Cuadro 11, muestran que los coeficientes asociados al uso de CREA no solo se mantienen positivos y estadísticamente significativos, sino que, en varios casos, incluso aumentan ligeramente respecto a las estimaciones del modelo base.

**Cuadro 11.** Efecto uso de CREA sobre desempeño en matemática y lectura de 6° con residualización del logro previo.

<b>Matemática</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20	Mat 20
log (Días1)	0,147* (0,060)			0,085 (0,141)	0,085 (0,081)	0,139 (0,145)
log (Acciones1)		0,112* (0,043)		0,051 (0,096)		-0,057 (0,124)
log (Entregas1)			0,091*** (0,026)		0,053 (0,034)	0,067 (0,043)
$\widetilde{\text{Mat}}_{17}$	0,484*** (0,034)	0,481*** (0,035)	0,478*** (0,035)	0,482*** (0,034)	0,478*** (0,034)	0,478*** (0,034)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	626	626	626	626	626	626
R <sup>2</sup> ajustado	0,425	0,425	0,425	0,424	0,426	0,425
<b>Lectura</b>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20	Lec 20
log (Días1)	0,172*** (0,045)			0,198 (0,127)	0,147** (0,052)	0,234 (0,133)
log (Acciones1)		0,122** (0,037)		-0,021 (0,105)		-0,094 (0,122)
log (Entregas1)			0,086** (0,031)		0,022 (0,037)	0,045 (0,041)
$\widetilde{\text{Lec}}_{17}$	0,518*** (0,045)	0,518*** (0,046)	0,517*** (0,046)	0,518*** (0,046)	0,516*** (0,046)	0,516*** (0,046)
Controles	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Observaciones	617	617	617	617	617	617
R <sup>2</sup> ajustado	0,396	0,394	0,392	0,395	0,396	0,395

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01. Errores estándar clusterizados por escuela entre paréntesis. Las variables de uso de CREA (Días, Acciones, Entregas) corresponden al promedio anual del período 2018–2020. Las variables de control incluidas (contexto socioeconómico, región, sexo, repetición, asistencia e índice de motivación y autoregulación del aprendizaje) refieren a la situación observada en 2020.

En suma, los resultados presentados en esta sección evidencian que el uso de la plataforma CREA se asocia de manera positiva y significativa con mejores desempeños en matemática y lectura en estudiantes de 6° grado de primaria. Esta relación no solo se mantiene consistente a lo largo de distintas especificaciones econométricas, sino que también persiste cuando se aplican pruebas más exigentes, como modelos con efectos fijos docentes e individuales, así como también en ejercicios adicionales de robustez.

## 6. Consideraciones finales

El presente estudio evidencia que el uso de la plataforma CREA se asocia con mejoras significativas en los desempeños en lectura y matemática de estudiantes de educación primaria en Uruguay, particularmente durante el período de interrupción de clases presenciales ocasionado por la pandemia de COVID-19. Los resultados de las estimaciones

de modelos de valor agregado indican que un aumento sustantivo en la frecuencia de ingreso e intensidad de uso de la plataforma se vincula de manera cuantificable con mejoras en el desempeño académico en 6° para ambas áreas de conocimiento. Estos resultados son robustos a distintas especificaciones del modelo, desde los modelos de valor agregado básicos hasta las versiones que incluyen efectos fijos de docente e individuales.

A modo de ejemplo, un aumento que implique duplicar el promedio anual de días en que un estudiante ingresa a la plataforma durante el período analizado se traduce en una mejora en el desempeño académico en ambas áreas de conocimiento que oscila entre un décimo y un quinto de desvío estándar aproximadamente, en función del modelo y especificación considerada. Análogamente, considerando el umbral definido según la mediana de uso de los indicadores para el período, los estudiantes que pertenecen al grupo de uso alto presentan mejoras en los desempeños de entre un cuarto y un tercio de desvío estándar aproximadamente, en comparación con sus pares que presentan un bajo uso de la plataforma.

Un análisis adicional implica valorar la magnitud de los efectos encontrados. Si bien los efectos estimados del uso de CREA sobre el desempeño académico resultan significativos bajo diversas especificaciones del modelo, su magnitud es relativamente reducida. No obstante, este resultado debe interpretarse en el contexto del período analizado, que, como se señaló previamente, corresponde mayoritariamente a años previos a la pandemia, cuando el uso de la plataforma era aún incipiente y menos extendido que en la actualidad. En ese contexto, CREA funcionaba principalmente como un recurso complementario, con niveles de adopción y frecuencia de uso considerablemente más bajos que los observados durante la pandemia, donde su integración pedagógica se intensificó de manera sustancial. Por lo tanto, los efectos identificados podrían considerarse una estimación conservadora del impacto potencial de la herramienta en contextos de mayor integración pedagógica. Estos hallazgos refuerzan la necesidad de seguir investigando el vínculo entre el uso intensivo de la plataforma y los resultados de aprendizaje, especialmente en escenarios donde su incorporación es más sistemática y sostenida.

Un último análisis consiste en identificar los canales y mecanismos mediante los cuales el uso de CREA impacta en los desempeños en las áreas de conocimiento consideradas. Como fuera mencionado anteriormente, CREA constituye una plataforma de gestión de aprendizajes (LMS) y no una herramienta asociada a un área de conocimiento en particular, por lo cual a priori no resulta necesariamente intuitivo que un mayor uso se traduzca en una

mejora en las competencias de matemática y lectura. Algunos indicios pueden encontrarse en estudios de tipo cualitativo, como por ejemplo en Rivero & Viera (2020), donde se proporciona una perspectiva sobre la percepción y adopción de la plataforma CREA en Uruguay por parte de docentes de primaria a partir del contexto por COVID-19, basada en grupos focales. Allí se señalan aspectos que podrían contribuir a una mejora en habilidades cognitivas relacionadas a lectoescritura, tales como que los estudiantes desarrollaron mayor capacidad para leer consignas, buscar información y producir textos, mediante el uso de foros y actividades interactivas. Se sugiere que antes de la pandemia, CREA era utilizada de manera limitada y principalmente como un repositorio de materiales educativos. Sin embargo, la transición hacia la educación virtual forzada por la crisis sanitaria evidenció su potencial, permitiendo la implementación de estrategias didácticas más interactivas y colaborativas, lo que podría explicar mejoras en los resultados de aprendizaje. Adicionalmente, se mencionan mejoras en habilidades no cognitivas relevantes para el aprendizaje, tales como motivación, autonomía, participación y compromiso. En relación con esto último, cabe una breve puntualización metodológica. En el presente estudio, se incluye como variable de control el índice de motivación y autorregulación del aprendizaje con el objetivo de estimar el efecto directo del uso de la plataforma CREA sobre el desempeño académico. En ese sentido, esta estrategia podría subestimar el efecto total del uso de CREA, al excluir del coeficiente estimado la porción que opera a través de la motivación y la autonomía. Si bien ello permitiría aislar e interpretar con mayor precisión la asociación directa entre el uso de la herramienta y los resultados de aprendizaje, también podría estar obviando parte del efecto que se encuentra mediado por mejoras en habilidades no cognitivas.

Es relevante tener en cuenta ciertas consideraciones respecto al alcance de estos resultados. La forma en que CREA es utilizada por docentes puede variar considerablemente, en el sentido de que estos últimos pueden adoptar diferentes estrategias para integrar la plataforma en su enseñanza, ajustando su frecuencia y propósito de uso según sus necesidades y metodologías. Lo anterior es aún más relevante si se toma en cuenta que una parte considerable del período analizado no se corresponde con un año lectivo normal, sino que está atravesado la interrupción de la presencialidad y un fuerte componente de educación virtual a distancia. Asimismo, la información disponible sobre el uso en estudiantes para este estudio no distingue entre el uso durante la clase del uso fuera del horario de clase. Todo ello implica que no necesariamente el uso por sí solo de CREA tenga los efectos encontrados,

sino que los mismos pueden reflejar diferencias en las formas de uso y la integración pedagógica de la herramienta en la enseñanza.

En conclusión, los hallazgos indican que el uso sostenido y activo de CREA ofrece oportunidades concretas para mejorar los aprendizajes en estudiantes de educación primaria en Uruguay, por lo cual resulta pertinente que el sistema educativo continúe profundizando en la integración efectiva de esta plataforma como parte de las prácticas pedagógicas cotidianas de los docentes. Esto podría requerir fortalecer las estrategias de formación docente en el uso pedagógico de la plataforma, facilitar condiciones efectivas para su implementación en el aula, y considerar la posibilidad de ampliar sus funcionalidades para responder mejor a las necesidades de enseñanza y aprendizaje en distintos contextos escolares. No obstante, estos resultados deben entenderse en el marco del contexto excepcional de pandemia y las características particulares del uso pedagógico de la plataforma. Por ello, futuras líneas de investigación deberán enfocarse en identificar con mayor precisión los mecanismos que subyacen al impacto de CREA, así como en desarrollar estudios que permitan evaluar longitudinalmente las ganancias en aprendizajes con diseños más robustos, de forma de acercarse a una estimación precisa del impacto del uso de la plataforma en el progreso escolar de los estudiantes.

## 7. Referencias

- Andrabi, T., Das, J., Ijaz Khwaja, A., & Zajonc, T. (2011). Do value-added estimates add value? Accounting for learning dynamics. *American Economic Journal: Applied Economics*, 3(3), 29-54.
- ANEP. (2017). Evaluación de impacto de las escuelas de tiempo completo en Uruguay 2013-2016.
- Atteberry, A., & McEachin, A. (2021). School's Out: The Role of Summers in Understanding Achievement Disparities. *American Educational Research Journal*, 58(2), 239–282.
- Azevedo, J. P., Hasan, A., Goldemberg, D., Geven, K., & Iqbal, S. A. (2021). Simulating the potential impacts of COVID-19 school closures on schooling and learning outcomes: A set of global estimates. *The World Bank Research Observer*, 36(1), 1-40.
- Banerjee, A. V., Cole, S., Duflo, E., & Linden, L. (2007). Remediating education: Evidence from two randomized experiments in India. *The quarterly journal of economics*, 122(3), 1235-1264.
- Bulman, G., & Fairlie, R. W. (2016). Technology and education: Computers, software, and the internet. In *Handbook of the Economics of Education* (Vol. 5, pp. 239-280). Elsevier.
- Campuzano, L., Dynarski, M., Agodini, R., & Rall, K. (2009). Effectiveness of Reading and Mathematics Software Products: Findings From Two Student Cohorts. NCEE 2009-4041. *National Center for Education Evaluation and Regional Assistance*.
- Carbajal Espinal, F. M., Tuzman Fernandez, D., & Rovner, H. (2022). Cierre de Escuelas en Pandemia: Los Aprendizajes en Uruguay (Spanish).
- Ceibal. (2021). Uso de Plataformas Educativas 2020. [https://ceibal.edu.uy/wp-content/uploads/storage/app/media/documentos/Informe\\_Plataformas\\_2020.pdf](https://ceibal.edu.uy/wp-content/uploads/storage/app/media/documentos/Informe_Plataformas_2020.pdf)
- Chernyshenko, O. S., Kankaraš, M., & Drasgow, F. (2018). Social and emotional skills for student success and well-being: Conceptual framework for the OECD study on social and emotional skills.

- Chetty, R., Friedman, J. N., & Rockoff, J. E. (2014). Measuring the impacts of teachers I: Evaluating bias in teacher value-added estimates. *American economic review*, *104*(9), 2593-2632.
- Cohen, J. (2013). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Routledge.
- Contini, D., Di Tommaso, M. L., Muratori, C., Piazzalunga, D., & Schiavon, L. (2021). *The COVID-19 pandemic and school closure: learning loss in mathematics in primary education* (No. 14785). IZA Discussion Papers.
- Cristia, J., Ibararán, P., Cueto, S., Santiago, A., & Severín, E. (2017). Technology and child development: Evidence from the one laptop per child program. *American Economic Journal: Applied Economics*, *9*(3), 295-320.
- Cunningham, P. L. (2014). The effects of value-added modeling decisions on estimates of teacher effectiveness (Doctoral dissertation, University of Iowa).
- De Melo, G., Machado, A., & Miranda, A. (2014). The impact of a one laptop per child program on learning: Evidence from Uruguay.
- Dorn, E., Hancock, B., Sarakatsannis, J., & Viruleg, E. (2020). COVID-19 and learning loss—disparities grow and students need help. *McKinsey & Company*, *December*, *8*, 6-7.
- Downey, D. B., Von Hippel, P. T., & Broh, B. A. (2004). Are schools the great equalizer? Cognitive inequality during the summer months and the school year. *American Sociological Review*, *69*(5), 613-635.
- Engzell, P., Frey, A., & Verhagen, M. D. (2021). Learning loss due to school closures during the COVID-19 pandemic. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *118*(17), e2022376118.
- Escueta, M., Quan, V., Nickow, A. J., & Oreopoulos, P. (2017). Education technology: An evidence-based review.
- Furqon, M., Sinaga, P., Liliyasi, L., & Riza, L. S. (2023). The Impact of Learning Management System (LMS) Usage on Students. *TEM Journal*, *12*(2).

- Goldhaber, D., & Chaplin, D. (2012). Assessing the Rothstein Test: Does It Really Show Teacher Value-Added Models Are Biased? Working Paper 5. *Mathematica Policy Research, Inc.*
- INEEd. (s.f.). Aristas. <https://www.ineed.edu.uy/nuestro-trabajo/aristas/>
- INEEd (2018), *Aristas 2017. Informe de resultados de tercero y sexto de educación primaria*, INEEd, Montevideo.
- INEEd. (2021). *Aristas 2020. Primer informe de resultados de tercero y sexto de educación primaria*. Recuperado de <https://www.ineed.edu.uy/images/Aristas/Publicaciones/Aristas2020/Aristas-2020-Primer-informe-de-resultados-de-tercero-y-sexto-de-educacion-primaria.pdf>
- INEEd (2021). *Informe sobre el estado de la educación en Uruguay 2019-2020. Tomo 2*. Recuperado de <https://www.ineed.edu.uy/images/ieeuy/2019-2020/Informe-estado-educacion-Uruguay-2019-2020-Tomo2.pdf>
- INEEd (2022). Plataformas de Ceibal: uso antes y durante la pandemia de COVID-19. Recuperado de <https://www.ineed.edu.uy/images/publicaciones/informes/Plataformas-de-Ceibal-uso-antes-y-durante-la-pandemia.pdf>
- INEEd. (2023). Reporte de Aristas 12. El vínculo de las habilidades socioemocionales de los alumnos de sexto de primaria con su desempeño académico y bienestar. Recuperado de <https://www.ineed.edu.uy/images/Aristas/Publicaciones/Reportes/Reporte-12-Vinculo-habilidades-socioemocionales-sexto-primaria-desempeno-academico-bienestar.pdf>
- Jack, R., Halloran, C., Okun, J., & Oster, E. (2023). Pandemic schooling mode and student test scores: evidence from US school districts. *American Economic Review: Insights*, 5(2), 173-190.
- Kinsler, J. (2012). Assessing Rothstein's critique of teacher value-added models. *Quantitative Economics*, 3(2), 333-362.
- Koedel, C., & Rockoff, J. E. (2015). Value-added modeling: A review. *Economics of Education Review*, 47, 180-195.
- Koretz, D. M. (2008). *Measuring up*. Harvard University Press.

- Kuhfeld, M., Soland, J., Tarasawa, B., Johnson, A., Ruzek, E., & Liu, J. (2020). Projecting the potential impact of COVID-19 school closures on academic achievement. *Educational Researcher*, 49(8), 549-565.
- Kuhfeld, M., Soland, J., & Lewis, K. (2022). Test score patterns across three COVID-19-impacted school years. *Educational Researcher*, 51(7), 500-506.
- Ladd, H. F. (2008). Teacher effects: What do we know. *Teacher quality: Broadening and deepening the debate*, 3-26.
- Maldonado, J. E., & De Witte, K. (2022). The effect of school closures on standardised student test outcomes. *British Educational Research Journal*, 48(1), 49-94.
- Muralidharan, K., Singh, A., & Ganimian, A. J. (2019). Disrupting education? Experimental evidence on technology-aided instruction in India. *American Economic Review*, 109(4), 1426-1460.
- OECD (2013), Synergies for Better Learning: An International Perspective on Evaluation and Assessment, OECD Reviews of Evaluation and Assessment in Education, OECD Publishing, Paris, <http://dx.doi.org/10.1787/9789264190658-en>
- Perera, Marcelo & Aboal, Diego. (2019). The impact of a mathematics computer-assisted learning platform on students' mathematics test scores. MERIT Working Papers 2019-007, United Nations University - Maastricht Economic and Social Research Institute on Innovation and Technology (MERIT).
- Rivero, L. Viera, D. (2020). Uso y Valoración de la Plataforma CREA por parte de la comunidad docente a nivel de primaria. Elaborado para el Plan Ceibal. Montevideo.
- Rothstein, J. (2009). Student sorting and bias in value-added estimation: Selection on observables and unobservables. *Education finance and policy*, 4(4), 537-571.
- Rothstein, J. (2010). Teacher quality in educational production: Tracking, decay, and student achievement. *The Quarterly Journal of Economics*, 125(1), 175-214.
- Sass, T. R., Semykina, A., & Harris, D. N. (2014). Value-added models and the measurement of teacher productivity. *Economics of Education Review*, 38, 9-23.

Saygılı, H., & Çetin, H. (2021). The effects of learning management systems (lms) on mathematics achievement: A meta-analysis study. *Necatibey Eğitim Fakültesi Elektronik Fen ve Matematik Eğitimi Dergisi*, 15(2), 341-362.

Todd, P. E., & Wolpin, K. I. (2003). On the specification and estimation of the production function for cognitive achievement. *The Economic Journal*, 113(485), F3-F33.

Yanguas, M. L. (2020). Technology and educational choices: Evidence from a one-laptop-per-child program. *Economics of Education Review*, 76, 101984.

## **Anexos**

### **Anexo A: Balance de covariables**

El cuadro A1 incluye análisis de balance para las covariables de interés en los paneles de matemática y lectura respecto a la muestra total de Aristas 2020. Para las variables continuas se implementan tests de diferencia de medias (t-test), mientras que para las variables categóricas (tipo de escuela, región, sexo y repetición) se realizan pruebas de independencia  $\chi^2$ . En términos generales, las pruebas de balance muestran que la submuestra del panel mantiene una composición muy similar a la de la muestra total en la mayoría de las covariables. Si bien se detectan diferencias estadísticamente significativas en variables como el contexto socioeconómico, la edad y algunos indicadores de uso de CREA, sus magnitudes son moderadas y no comprometedoras. Asimismo, las pruebas  $\chi^2$  revelan ligeros desequilibrios en la distribución por categoría de escuela, sexo, repetición y región para el caso de matemática, pero sin afectar sustancialmente la representatividad de los respectivos paneles.

**Cuadro A1. Balance de Covariables y Pruebas de Independencia**

Variable	Media Panel	Media Resto	Dif.	Desvío (SD)	Obs. (N)
<b>Panel Matemática</b>					
Mat_20	-0.03	-0.05	-0.02	0.040	4545
Contexto	-0.20	-0.15	0.05***	0.017	5055
Edad	11.74	11.83	0.09***	0.025	5051
Asistencia	0.84	0.84	-0.00*	0.005	4994
Motauto	49.97	49.76	-0.21	0.424	4056
<b>Indicadores CREA</b>					
Dias1	36.77	36.00	-0.76	0.907	5055
dias_20	74.63	70.09	-4.54**	1.874	5055
dias_pre	18.10	19.20	1.09*	0.648	5055
Acciones1	128.96	131.13	2.17	4.829	5055
acciones_20	271.63	260.85	-10.77	9.892	5055
acciones_pre	57.88	66.51	8.63**	4.016	5055
Entregas1	27.08	24.08	-2.99**	1.171	5055
entregas_20	68.23	58.20	-10.02***	3.320	5055
entregas_pre	6.71	7.21	0.50	0.366	5055
<b>Panel Lectura</b>					
Lec_20	0.08	0.05	-0.02	0.044	4589
Contexto	-0.18	-0.15	0.02	0.016	5055
Edad	11.75	11.83	0.074**	0.024	5051
Asistencia	0.84	0.83	-0.00*	0.005	4994
Motauto	49.87	49.77	-0.09	0.426	4056
<b>Indicadores CREA</b>					
Dias1	36.77	36.00	-0.76	0.907	5055
dias_20	74.63	70.09	-4.54**	1.874	5055
dias_pre	18.10	19.20	1.09*	0.648	5055
Acciones1	128.96	131.13	2.17	4.829	5055
acciones_20	271.63	260.85	-10.77	9.892	5055
acciones_pre	57.88	66.51	8.63**	4.016	5055
Entregas1	27.08	24.08	-2.99**	1.171	5055
entregas_20	68.23	58.20	-10.02***	3.320	5055
entregas_pre	6.71	7.21	0.50	0.366	5055

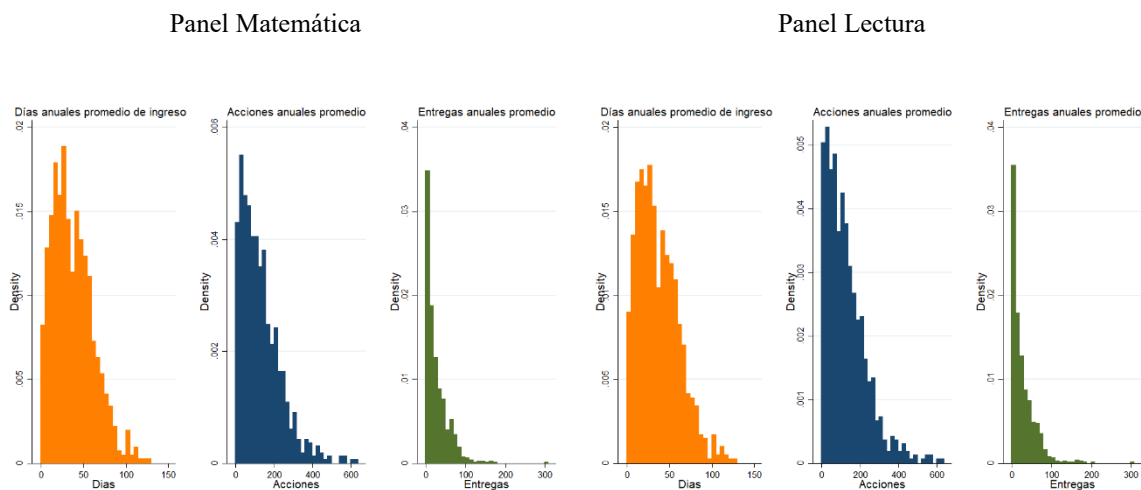
Variables Categóricas	Matemática		Lectura	
	% Panel	% Resto	% Panel	% Resto
<b>Categoría de Escuela</b>	$\chi^2$ (p=0.000)*		$\chi^2$ (p=0.000)*	
Aprender (AP)	29.3%	32.3%	26.8%	32.8%
Habilidades de Práctica (PR-HP)	21.3%	16.6%	23.7%	16.1%
Rural Común (RC)	1.3%	1.7%	1.3%	1.7%
Tiempo Completo (TC)	24.2%	13.2%	25.2%	13.0%
Tiempo Extendido (TE=)	0.2%	1.3%	0.2%	1.3%
Urbana Común (UC)	23.7%	35.0%	22.7%	35.2%
<b>Región</b>	$\chi^2$ (p=0.035)*		$\chi^2$ (p=0.758)	
Montevideo	40.6%	36.8%	37.9%	37.3%
Interior	59.4%	63.2%	62.1%	62.7%
<b>Sexo</b>	$\chi^2$ (p=0.039)*		$\chi^2$ (p=0.029)*	
Masculino	53.7%	49.8%	53.9%	49.7%
Femenino	46.3%	50.2%	46.1%	50.3%
<b>Repetición</b>	$\chi^2$ (p=0.000)*		$\chi^2$ (p=0.000)*	
Sí	13.7%	19.3%	12.9%	19.5%
No	86.3%	80.7%	87.1%	80.5%

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01. Si bien no son incluidas en el análisis principal de este estudio, se incluyen las pruebas de balance de las categorías de escuela a modo complementario. Las categorías de escuela analizadas son: Aprender, que agrupa los centros del “Plan Aprender” de ANEP orientados a mejorar prácticas y gestión en instituciones con bajo rendimiento; PR-HP (Habilidades de Práctica), escuelas oficiales destinadas a prácticas docentes e innovación educativa; RURAL, instituciones en localidades de menos de 2 000 habitantes sin programas especiales; TC (Tiempo Completo), centros con jornada extendida de al menos 7 horas diarias y actividades adicionales; Tiempo Extendido, aquellos que ofrecen al menos dos horas diarias suplementarias de talleres o refuerzos sin llegar a jornada completa; y UC (Urbanas Comunes), escuelas urbanas del subsistema oficial que no participan en ninguno de los programas anteriores

## Anexo B: Distribución según uso de CREA

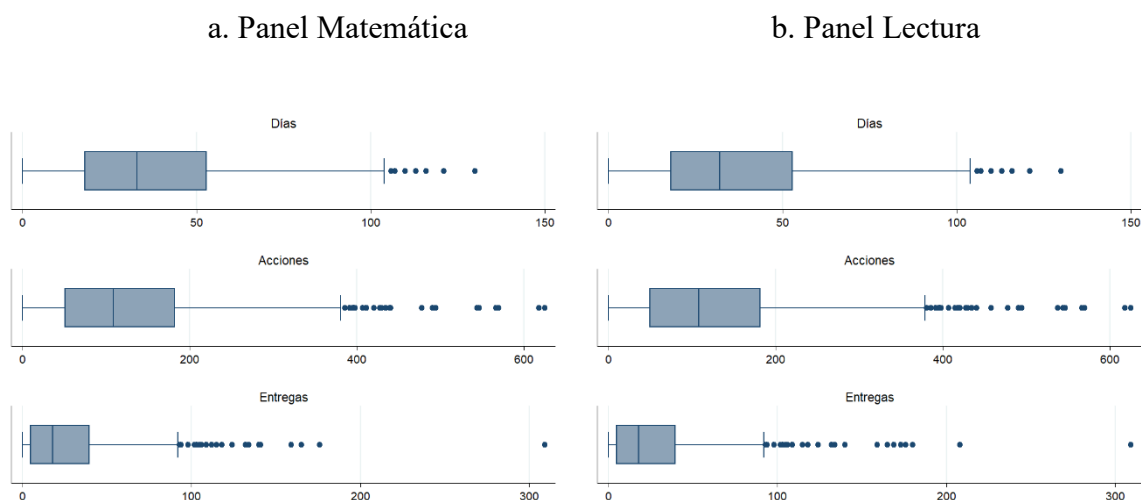
A continuación, se presentan los histogramas de uso promedio anual de CREA entre 2018 y 2020, diferenciando por área (matemática y lectura) e indicador de uso: días de ingreso, acciones realizadas y entregas efectuadas. En ambos paneles se observa una distribución asimétrica, con una alta concentración de estudiantes que registran niveles relativamente bajos de uso para todos los indicadores considerados.

**Gráfico A1.** Distribución de indicadores de uso de CREA (2018-2020)



Los diagramas de caja presentados a continuación ratifican que el uso de CREA entre los estudiantes es marcadamente desigual. Este patrón se observa tanto para matemática como para lectura, con una distribución asimétrica y presencia de valores atípicos elevados

**Gráfico A2.** Distribución de indicadores de uso de CREA (2018-2020)



Se presenta a continuación la división de los paneles de matemática y lectura en dos grupos, según la mediana de cada indicador de uso de CREA (días, acciones, entregas) ilustrando que quienes están por encima de la mediana (“alto uso”) registran puntajes medios superiores en 2020 respecto a quienes están por debajo de la mediana (“bajo uso”).

**Cuadro A2.** Tamaño de los grupos según uso de CREA y puntajes medios en 2020

<b>Indicador</b>	<b>Panel</b>	<b>Grupo</b>	<b>Obs.</b>	<b>Media desempeño 6°</b>	<b>Desvío</b>
Días	Matemática	Días $\geq$ mediana	415	0.277	1.039
		Días $<$ mediana	412	-0.279	0.876
	Lectura	Días $\geq$ mediana	413	0.274	0.992
		Días $<$ mediana	411	-0.275	0.931
Acciones	Matemática	Acciones $\geq$ mediana	414	0.284	1.020
		Acciones $<$ mediana	413	-0.285	0.894
	Lectura	Acciones $\geq$ mediana	413	0.249	1.015
		Acciones $<$ mediana	411	-0.250	0.920
Entregas	Matemática	Entregas $\geq$ mediana	418	0.269	1.034
		Entregas $<$ mediana	409	-0.275	0.884
	Lectura	Entregas $\geq$ mediana	415	0.218	1.027
		Entregas $<$ mediana	409	-0.221	0.921

## **Anexo C: Variables de control en los modelos VAM para Matemática y Lectura**

En esta sección se presenta el detalle de las estimaciones obtenidas para las variables de control en los modelos VAM analizados en este estudio.

**Cuadro A3. Coeficientes de las variables de control en los modelos VAM**  
(Especificaciones 1-6) para Matemática

<b>Modelo / Variable</b>	<b>Especificación</b>					
<b>1. VAM General</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,216**	0,227**	0,213**	0,221**	0,200*	0,196*
Interior	-0,161*	-0,164*	-0,150	-0,164*	-0,160*	-0,159*
Femenino	-0,198***	-0,193***	-0,194***	-0,195***	-0,198***	-0,199***
Repetió	-0,278**	-0,279**	-0,281**	-0,278**	-0,274**	-0,273**
Asistencia	0,765***	0,807***	0,880***	0,788***	0,813***	0,810***
Motauto	0,007**	0,007**	0,007**	0,007**	0,007**	0,007**
<b>2. VAM "Alto" vs "Bajo"</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,211**	0,241**	0,243**	0,223**	0,200**	0,217**
Interior	-0,159*	-0,161*	-0,135	-0,164*	-0,157*	-0,163*
Femenino	-0,197***	-0,194***	-0,188**	-0,196***	-0,197***	-0,196***
Repetió	-0,296***	-0,278**	-0,292**	-0,281**	-0,289**	-0,279**
Asistencia	0,798***	0,812***	0,865***	0,798***	0,805***	0,800***
Motauto	0,007**	0,006**	0,007**	0,006**	0,007**	0,006**
<b>3. VAM EF Docentes</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,370***	0,236*	0,309***	0,297*	0,307***	0,325*
Interior	-0,304**	-0,506***	-0,477***	-0,392**	-0,357***	-0,333
Femenino	-0,216***	-0,213***	-0,214***	-0,215***	-0,219***	-0,220***
Repetió	-0,180	-0,187	-0,220*	-0,179	-0,185	-0,186
Asistencia	0,630	0,670*	0,748*	0,635	0,639	0,638
Motauto	0,005	0,006	0,005	0,005	0,005	0,005
<b>4. VAM Alto/Bajo EF Doc.</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,497***	0,499***	0,509***	0,494***	0,497***	0,495***
Interior	-0,316***	-0,368***	-0,407***	-0,306***	-0,294**	-0,297***
Femenino	-0,207***	-0,206***	-0,200***	-0,210***	-0,208***	-0,210***
Repetió	-0,246*	-0,226*	-0,246*	-0,230*	-0,241*	-0,229*
Asistencia	0,753*	0,771*	0,865**	0,730*	0,755*	0,733*
Motauto	0,006	0,005	0,006	0,005	0,005	0,005
<b>5. VAM Pre/Pos Pandemia</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,226**	0,227**	0,219**	0,222**	0,209**	0,216**
Interior	-0,162	-0,160	-0,136	-0,166*	-0,160*	-0,163*
Femenino	-0,197***	-0,192***	-0,196***	-0,198***	-0,206***	-0,204***
Repetió	-0,261**	-0,250**	-0,266**	-0,254**	-0,271**	-0,266**
Asistencia	0,753***	0,784***	0,865***	0,800***	0,783***	0,790***
Motauto	0,007**	0,007**	0,007**	0,007**	0,007**	0,007**
<b>6. VAM Residualización</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,489***	0,501***	0,481***	0,492***	0,468***	0,460***
Interior	-0,188*	-0,188*	-0,172*	-0,189*	-0,185*	-0,183*
Femenino	-0,204**	-0,199**	-0,204**	-0,202**	-0,206**	-0,209**
Repetió	-0,576***	-0,576***	-0,579***	-0,575***	-0,570***	-0,570***
Asistencia	0,795***	0,835***	0,914***	0,809***	0,844***	0,840***
Motauto	0,006*	0,006*	0,006*	0,006*	0,006*	0,006*

Notas: Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01.

**Cuadro A4. Coeficientes de las variables de control en los modelos VAM**  
(Especificaciones 1-6) para Lectura

<b>Modelo / Variable</b>	<b>Especificación</b>					
<b>1. VAM General</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,214*	0,238**	0,245**	0,211*	0,216*	0,202*
Interior	-0,303***	-0,297***	-0,278***	-0,301***	-0,303***	-0,299***
Femenino	-0,017	-0,013	-0,013	-0,019	-0,017	-0,020
Repitió	-0,348***	-0,352***	-0,359***	-0,349***	-0,348***	-0,348***
Asistencia	0,137	0,195	0,269	0,115	0,132	0,124
Motauto	0,010**	0,010*	0,010**	0,010**	0,010**	0,010**
<b>2. VAM "Alto" vs "Bajo"</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,196*	0,249**	0,272**	0,197*	0,201*	0,207*
Interior	-0,312***	-0,298***	-0,268***	-0,313***	-0,313***	-0,315***
Femenino	-0,022	-0,014	-0,009	-0,021	-0,022	-0,021
Repitió	-0,357***	-0,345***	-0,367***	-0,353***	-0,359***	-0,354***
Asistencia	0,161	0,199	0,263	0,160	0,159	0,155
Motauto	0,009**	0,009*	0,010*	0,009*	0,009**	0,009**
<b>3. VAM EF Docentes</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	-0,529***	-0,510**	-0,324***	-0,486**	-0,538***	-0,501**
Interior	-0,076	-0,160*	-0,077	-0,033	-0,106	-0,059
Femenino	-0,051	-0,046	-0,043	-0,050	-0,048	-0,049
Repitió	-0,237*	-0,257*	-0,293**	-0,237*	-0,233*	-0,235*
Asistencia	0,034	0,107	0,199	0,033	0,034	0,033
Motauto	0,011*	0,011*	0,011*	0,011*	0,011*	0,011*
<b>4. VAM Alto/Bajo EF Doc.</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	-0,467***	-0,319***	-0,254***	-0,453**	-0,468***	-0,441**
Interior	-0,207**	-0,115	-0,151*	-0,183*	-0,234**	-0,201*
Femenino	-0,048	-0,044	-0,033	-0,050	-0,046	-0,048
Repitió	-0,285*	-0,273*	-0,308**	-0,276**	-0,290**	-0,276**
Asistencia	0,129	0,170	0,277	0,117	0,133	0,112
Motauto	0,011*	0,011*	0,011*	0,011*	0,011*	0,011*
<b>5. VAM Pre/Pos Pandemia</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,224**	0,245**	0,248**	0,235**	0,226**	0,220*
Interior	-0,325***	-0,337***	-0,309***	-0,330***	-0,327***	-0,327***
Femenino	-0,020	-0,017	-0,012	-0,012	-0,017	-0,015
Repitió	-0,349***	-0,369***	-0,366***	-0,359***	-0,346***	-0,362***
Asistencia	0,131	0,184	0,274	0,118	0,136	0,138
Motauto	0,010**	0,010**	0,010**	0,010**	0,010**	0,010**
<b>6. VAM Residualización</b>	<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>	<b>(5)</b>	<b>(6)</b>
Contexto	0,429***	0,451***	0,449***	0,429***	0,421***	0,409***
Interior	-0,290***	-0,286***	-0,263***	-0,289***	-0,288***	-0,284***
Femenino	0,064	0,069	0,067	0,064	0,063	0,060
Repitió	-0,547***	-0,550***	-0,556***	-0,548***	-0,544***	-0,545***
Asistencia	0,297	0,359	0,447	0,290	0,319	0,311
Motauto	0,009*	0,009*	0,009*	0,009*	0,009*	0,009*

Notas: Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01.

## Anexo D: Pruebas de significación conjunta – Modelos de valor agregado

En este anexo se presentan las pruebas de significación conjunta (test F de Wald) sobre los coeficientes asociados al uso de la plataforma CREA en las distintas especificaciones de los modelos de valor agregado estimados en el análisis principal para matemática y lectura. Para cada una de las especificaciones que implican combinaciones de las variables de interés (días, acciones y entregas), se contrasta la hipótesis nula de que sus coeficientes sean simultáneamente iguales a cero. En todos los modelos, las pruebas conjuntas confirman que las distintas combinaciones de indicadores de uso de CREA contribuyen conjuntamente al desempeño académico.

**Cuadro A5. Resultados de pruebas de significación conjunta**

<b>Modelo / Especificación</b>	<b>Variables</b>	<b>F-Stat (Mat)</b>	<b>p-valor</b>	<b>F-Stat (Lec)</b>	<b>p-valor</b>
<b>1. VAM General</b>					
Especificación (4)	Días y Acciones	4,29	0,0167	7,66	0,0009
Especificación (5)	Días y Entregas	6,90	0,0017	7,27	0,0012
Especificación (6)	Días, Acciones y Entregas	4,64	0,0047	5,21	0,0024
<b>2. VAM "Alto" vs "Bajo"</b>					
Especificación (4)	Días y Acciones	10,50	0,0001	10,83	0,0001
Especificación (5)	Días y Entregas	11,11	0,0001	9,59	0,0002
Especificación (6)	Días, Acciones y Entregas	8,81	0,0000	7,97	0,0001
<b>3. VAM EF Docentes</b>					
Especificación (4)	Días y Acciones	4,65	0,0140	9,05	0,0004
Especificación (5)	Días y Entregas	7,15	0,0018	8,20	0,0008
Especificación (6)	Días, Acciones y Entregas	4,83	0,0049	6,72	0,0007
<b>4. VAM "Alto" vs "Bajo" EF Doc.</b>					
Especificación (4)	Días y Acciones	6,30	0,0036	4,52	0,0156
Especificación (5)	Días y Entregas	5,90	0,0050	3,44	0,0397
Especificación (6)	Días, Acciones y Entregas	5,49	0,0024	5,38	0,0027
<b>5. VAM Pre/Pos Pandemia</b>					
Especificación (4)	Días y Acciones	3,47	0,0112	4,33	0,0031
Especificación (5)	Días y Entregas	4,10	0,0043	4,82	0,0015
Especificación (6)	Días, Acciones y Entregas	2,96	0,0112	3,00	0,0105
<b>6. VAM Residualización</b>					
Especificación (4)	Días y Acciones	3,53	0,0338	7,98	0,0007
Especificación (5)	Días y Entregas	6,24	0,0030	7,73	0,0008
Especificación (6)	Días, Acciones y Entregas	4,28	0,0075	5,45	0,0018

## Anexo E: Modelos de efectos aleatorios y contraste de Hausman

En este anexo se presentan los resultados de las estimaciones de efectos aleatorios para el uso de CREA sobre el desempeño en matemática y lectura, así como el contraste de Hausman que evalúa la consistencia comparativa de los estimadores de efectos aleatorios frente a los de efectos fijos. El Cuadro A6 muestra los coeficientes de “días de uso” bajo ocho especificaciones distintas de controles sociodemográficos. A continuación, el Cuadro A7 reporta los principales resultados del test de Hausman, que confirman la presencia de correlación entre los efectos individuales no observados y las covariables explicativas, lo que hace al modelo de efectos fijos la especificación más adecuada.

**Cuadro A6.** Estimaciones uso de CREA sobre desempeño en 6° - Efectos aleatorios (2017 – 2020)

<b>Matemática</b>								
Días	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)
Observaciones	1654	1654	1549	1549	1547	1547	1547	1547
Estudiantes	827	827	820	820	820	820	820	820
<b>Lectura</b>								
Días	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,000)
Observaciones	1648	1648	1545	1545	1545	1543	1543	1543
Estudiantes	824	824	813	813	813	813	813	813
<i>Dummy</i> de año (2020)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Edad	No	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Repitió	No	No	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Cambió de escuela	No	No	No	Si	Si	Si	Si	Si
Cantidad de personas en el hogar	No	No	No	No	Si	Si	Si	Si
Vive madre	No	No	No	No	No	Si	Si	Si
Vive padre	No	No	No	No	No	No	Si	Si
Lugar de estudio	No	No	No	No	No	No	No	Si

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01.

**Cuadro A7.** Contrastes de Hausman para matemática y lectura

Área	Estadístico $\chi^2$	Grados de libertad	p-valor
Matemática	53,04	10	0,000***
Lectura	44,57	10	0,000***

Notas. Significación: \*p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01. Hipótesis nula (H<sub>0</sub>): los estimadores de efectos aleatorios son consistentes. Los resultados presentados corresponden a las especificaciones que incluyen la totalidad de los controles presentados.

# documentos de trabajo



UNIVERSIDAD  
DE LA REPÚBLICA  
URUGUAY

**Facultad de Ciencias Sociales**  
Universidad de la República  
Constituyente 1502 - 2410-6720  
[comunicacion@cienciassociales.edu.uy](mailto:comunicacion@cienciassociales.edu.uy)  
[www.cienciassociales.edu.uy](http://www.cienciassociales.edu.uy)