

Aumentando la retención estudiantil a través de campañas de correo electrónico

Resultados de una intervención realizada en la Universidad de Buenos Aires (UBA) en 2024

Martín Trombetta
Nicolás Ajzenman
María Laura Basabe
Tamara Vinacur

Banco Interamericano de Desarrollo
División de Educación

Junio 2025

Aumentando la retención estudiantil a través de campañas de correo electrónico

Resultados de una intervención realizada en la Universidad de Buenos Aires (UBA) en 2024

Martín Trombetta
Nicolás Ajzenman
María Laura Basabe
Tamara Vinacur

Banco Interamericano de Desarrollo
División de Educación

Junio 2025

**Catalogación en la fuente proporcionada por la
Biblioteca Felipe Herrera del
Banco Interamericano de Desarrollo**

Aumentando la retención estudiantil a través de campañas de correo electrónico: resultados de una intervención realizada en la Universidad de Buenos Aires en 2024 / Martín Trombetta, Nicolás Ajzenman, María Laura Basabe, Tamara Vinacur.

p. cm. — (Nota técnica del BID ; 3163)

Incluye referencias bibliográficas.

1. College dropouts-Prevention-Argentina. 2. Electronic mail messages-Social aspects-Argentina. 3. Educational innovations-Latin America. I. Trombetta, Martín. II. Ajzenman, Nicolás. III. Basabe, María Laura. IV. Vinacur, Tamara. V. Banco Interamericano de Desarrollo. División de Educación. VI. Serie. IDB-TN-3163

Códigos JEL: I22, I29

Palabras Clave: retención estudiantil, educación superior, intervenciones de bajo costo, sesgos cognitivos

<http://www.iadb.org>

Copyright © 2025 Banco Interamericano de Desarrollo (BID). Esta obra se encuentra sujeta a una licencia Creative Commons CC BY 3.0 IGO (<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/igo/legalcode>). Se deberá cumplir los términos y condiciones señalados en el enlace URL y otorgar el respectivo reconocimiento al BID.

En alcance a la sección 8 de la licencia indicada, cualquier mediación relacionada con disputas que surjan bajo esta licencia será llevada a cabo de conformidad con el Reglamento de Mediación de la OMPI. Cualquier disputa relacionada con el uso de las obras del BID que no pueda resolverse amistosamente se someterá a arbitraje de conformidad con las reglas de la Comisión de las Naciones Unidas para el Derecho Mercantil (CNUDMI). El uso del nombre del BID para cualquier fin distinto al reconocimiento respectivo y el uso del logotipo del BID, no están autorizados por esta licencia y requieren de un acuerdo de licencia adicional.

Note que el enlace URL incluye términos y condiciones que forman parte integral de esta licencia.

Las opiniones expresadas en esta obra son exclusivamente de los autores y no necesariamente reflejan el punto de vista del BID, de su Directorio Ejecutivo ni de los países que representa.





Aumentando la retención estudiantil a través de campañas de correo electrónico

Resultados de una intervención
realizada en la Universidad de
Buenos Aires (UBA) en 2024

Martín Trombetta
Nicolás Ajzenman
María Laura Basabe
Tamara Vinacur



.UBA
Universidad de
Buenos Aires



<http://www.iadb.org>

Copyright © 2025 Banco Interamericano de Desarrollo (BID). Esta obra se encuentra sujeta a una licencia Creative Commons CC BY 3.0 IGO (<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/igo/legalcode>). Se deberá cumplir los términos y condiciones señalados en el enlace URL y otorgar el respectivo reconocimiento al BID.

En alcance a la sección 8 de la licencia indicada, cualquier mediación relacionada con disputas que surjan bajo esta licencia será llevada a cabo de conformidad con el Reglamento de Mediación de la OMPI. Cualquier disputa relacionada con el uso de las obras del BID que no pueda resolverse amistosamente se someterá a arbitraje de conformidad con las reglas de la Comisión de las Naciones Unidas para el Derecho Mercantil (CNUDMI). El uso del nombre del BID para cualquier fin distinto al reconocimiento respectivo y el uso del logotipo del BID, no están autorizados por esta licencia y requieren de un acuerdo de licencia adicional.

Note que el enlace URL incluye términos y condiciones que forman parte integral de esta licencia.

Las opiniones expresadas en esta obra son exclusivamente de los autores y no necesariamente reflejan el punto de vista del BID, de su Directorio Ejecutivo ni de los países que representa.

Cualquier consulta sobre derechos y licencias, incluidos los derechos subsidiarios, debe ser dirigida a la Biblioteca Felipe Herrera, Banco Interamericano de Desarrollo, 1300 New York Ave. NW, Washington D.C. 20577; correo electrónico BID-Library@iadb.org.





Sobre los autores

Martín Trombetta

Licenciado en Economía por la Universidad de Buenos Aires, Magíster en Economía por la Universidad Torcuato Di Tella y Doctor en Economía por la Universidad Nacional de La Plata. Investigador Asistente del CONICET en la Universidad Nacional de General Sarmiento y Profesor Adjunto en la Universidad Argentina de la Empresa, es especialista en economía laboral, movilidad del ingreso y brechas de género en América Latina. Ha publicado en revistas científicas, colaborado en medios locales y coordinado el Área de Datos del Centro de Estudios para la Producción (CEP XXI) del Ministerio de Desarrollo Productivo.

Nicolás Ajzenman

Profesor Asistente en el Departamento de Economía de la Universidad McGill e Investigador Afiliado en instituciones como J-PAL, IZA y el Centro para el Estudio de la Ciudadanía Democrática. Su trabajo se centra en la economía política, la economía del comportamiento y el desarrollo, con un enfoque particular en América Latina. Ha publicado investigaciones sobre cómo intervenciones simples pueden influir en el comportamiento social y es coautor del libro *La ciencia de los detalles*.

María Laura Basabe

Coordinadora General del Programa UBA XXI (UBA). Licenciada en Ciencias de la Educación por la Universidad de Buenos Aires, es especialista en Didáctica. Actualmente, se desempeña como Profesora Adjunta regular de la cátedra de Didáctica I de la carrera de Ciencias de la Educación de la UBA, y da clases en carreras de posgrado. Ha desarrollado investigaciones en el Instituto de Investigaciones en Ciencias de la Educación (UBA) y es autora de publicaciones sobre enseñanza, currículum y evaluación. Además, ha dirigido instituciones educativas y realizado tareas de asesoramiento y consultoría pedagógica.

Tamara Vinacur

Especialista Senior de la División de Educación del BID en Argentina, Master en Medición, Evaluación y Estadística Educativa de Teachers College, Columbia University (New York). Fue consultora para la OEI, IIPE Unesco Buenos Aires y CEPE/ UTDT, Directora Ejecutiva de la Unidad de Evaluación de la Calidad y Equidad Educativa del Ministerio de Educación de la Ciudad de Buenos Aires (2015-2019), y trabajó para el Ministerio de Educación Nacional y el de la Ciudad de Buenos Aires.

Agradecimientos

Queremos expresar nuestro más sincero agradecimiento al equipo de UBA XXI, cuyos valiosos aportes y dedicación fueron esenciales para la implementación de esta experiencia: Camila Rodríguez, Román Emiliano Daffinoti, Brenda Ruth Salama, María Manuela Arguello y Fernando Nuñez. Agradecemos especialmente a Catalina Nosiglia, Secretaria Académica de la Universidad de Buenos Aires, por su respaldo institucional y su compromiso con este estudio.

Asimismo, extendemos un reconocimiento al equipo del Banco Interamericano de Desarrollo (BID), en particular a Lourdes Gil Deza, Magalí Gómez Kort y Silvina Alegre, por su constante apoyo técnico y su detallada revisión. Nuestro especial agradecimiento a Mercedes Mateo, Jefa de la División de Educación del BID, por su liderazgo visionario, y a Gregory Elacqua, por sus valiosos comentarios y acompañamiento durante todo el proceso. Agradecemos también a Gloria Dulce Salcedo por sus sustanciales aportes en la revisión final del documento.

Finalmente, agradecemos a los equipos docentes de UBA XXI, cuya contribución activa fue clave para este estudio, permitiendo el análisis de intervenciones innovadoras orientadas a mejorar la retención estudiantil en los primeros años de la educación superior.

Colaboradores externos:

Revisión editorial: Carmen Güiraldes

Diagramación: Patricia Peralta

Contenido

Resumen ejecutivo	7
Introducción	8
1. Marco teórico: los aportes de la economía del comportamiento.....	12
2 Contexto institucional y diseño de la intervención.....	15
3. Composición de la muestras.....	19
4. Resultados de la intervención.....	24
a) Take-up del tratamiento.....	24
b) Actividad en el campus	26
c) Inscripción al primer parcial.....	29
d) Heterogeneidad.....	34
e) Asistencia al primer parcial.....	37
f) Calificaciones	38
5. Conclusiones preliminares.....	40
6. Referencias bibliográficas.....	42
Anexo 1. Modelos de mails enviados.....	43

Gráficos

Gráfico 1. Composición de la muestra, por grupo y materia	19
Gráfico 2. Composición de la muestra, por grupo y variables seleccionadas	20
Gráfico 3. Take-up del tratamiento, por grupo	24
Gráfico 4. Acciones diarias en el campus antes del primer parcial, en logaritmos, por grupo y materia	26
Gráfico 5. Acciones diarias en el campus antes del primer parcial, por grupo y materia	27
Gráfico 6. Acciones en el campus e inscripción al primer parcial, por materia	28

Tablas

Tabla 1. Test de diferencia de medias	21
Tabla 2. Inscripción al primer parcial, estimación por MCO, variable grupo original	31
Tabla 3. Inscripción al primer parcial, estimación por MCO, diversas definiciones de la variable grupo	32
Tabla 4. Inscripción al primer parcial, estimación por MC2E	33
Tabla 5. Inscripción al primer parcial, variable grupo original, por sexo	34
Tabla 6. Inscripción al primer parcial, variable grupo original, por materia	35
Tabla 7. Inscripción al primer parcial, variable grupo original, por tramo de edad	37
Tabla 8. Asistencia al primer parcial, estimación por MCO y MC2E	38
Tabla 9. Calificaciones, estimación por MCO y MC2E	39

Resumen ejecutivo

En 2024, el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) y la Universidad de Buenos Aires (UBA) llevaron a cabo una intervención experimental con el objetivo de reducir la deserción estudiantil en el programa de educación a distancia UBA XXI. La estrategia consistió en una campaña de sensibilización vía correo electrónico dirigida a estudiantes de tres materias del Ciclo Básico Común. Los mensajes se centraron en el abordaje de sesgos cognitivos, como el sesgo del presente y el sesgo de status quo, y destacaron información clave sobre los exámenes y los beneficios económicos de completar los estudios.

La intervención incluyó cuatro grupos: un grupo de control, un grupo placebo (correos sin información relevante) y dos grupos de tratamiento (recordatorios sobre fechas de exámenes, con o sin datos sobre los salarios de los graduados). Los resultados mostraron un aumento significativo en la inscripción al primer examen parcial (entre un 12% y un 31%) asociado principalmente al efecto saliencia, es decir, a hacer visibles aspectos que los estudiantes ya conocían. Sin embargo, no se observó un impacto en el rendimiento académico.

La efectividad de la intervención varió según el género, la edad y la materia. Los estudiantes mayores respondieron de manera más positiva, mientras que el impacto fue menor en los más jóvenes. Este hallazgo sugiere la necesidad de explorar tecnologías más atractivas para este grupo, como redes sociales o Inteligencia Artificial. La intervención demostró ser de bajo costo y tener gran potencial para mejorar la retención estudiantil en contextos similares, abriendo la puerta a nuevas investigaciones y estrategias para mitigar la deserción en la educación superior.

Palabras clave: retención estudiantil, educación superior, intervenciones de bajo costo, sesgos cognitivos

Códigos JEL: I22, I29

Introducción

El problema de la deserción estudiantil en la educación superior ha recibido considerable atención tanto en la literatura científica como en la agenda de política pública en los últimos años. En Argentina, se trata de un problema particularmente relevante, ya que el sistema universitario público ofrece acceso libre y gratuito a la educación superior, pero esta oferta convive con resultados académicos dispares y una baja proporción de graduados universitarios en comparación con otros países de la región. De hecho, según datos de CIMA (www.cima.iadb.org), en 2023 Argentina presentó una de las tasas netas de asistencia a la educación superior más altas de América Latina (39%), pero con una tasa de egreso considerablemente menor (19%). La interrupción de los estudios superiores en un sector significativo de la población probablemente refleja una utilización subóptima de los recursos de la sociedad, lo que convierte a este problema en un tema crucial para la política pública, tanto a nivel gubernamental como en las instituciones educativas involucradas¹.

La literatura especializada ofrece diversos hallazgos relevantes sobre esta problemática. En particular, Maccagno et al. (2017) presentan evidencia sobre los distintos factores que condicionan la decisión de abandonar la educación superior, destacando atributos vinculados a la situación familiar de los estudiantes, su trayectoria educativa previa, su nivel socioeconómico y su inserción en el mercado de trabajo. En el mismo sentido, Ezcurra (2022) revisa una amplia literatura internacional y coincide en identificar diversos factores que limitan la continuidad educativa, entre los que

...

¹ Esta observación no implica desconocer que el paso por la educación superior puede ser positivo para el estudiante (tanto en términos de inserción laboral como en otros órdenes), incluso cuando no se completa la currícula de estudios. Sin embargo, es poco probable que un resultado de este tipo sea considerado parte del plan óptimo del estudiante en un porcentaje elevado de los casos.

subraya las expectativas estudiantiles y las limitaciones institucionales. Para el caso argentino, el estudio de García y Adrogué (2015) identifica múltiples factores asociados a la probabilidad de abandono universitario, incluyendo características sociodemográficas, académicas y económicas. Entre los hallazgos más relevantes se destaca que el abandono es significativamente más alto entre los estudiantes de menores ingresos y entre los varones. Este dato adquiere particular relevancia en el contexto del crecimiento sostenido de la escolarización de estudiantes de sectores vulnerables, lo que evidencia la necesidad de fortalecer las políticas de permanencia para garantizar que el acceso se traduzca efectivamente en graduación.

Si bien las desigualdades, expresadas en inequidades materiales, en los mercados de trabajo y en las trayectorias educativas, son factores explicativos importantes de la deserción estudiantil, la literatura reciente señala obstáculos menos evidentes. La economía del comportamiento ofrece una amplia gama de hallazgos que permiten atribuir este fenómeno, al menos en parte, a la influencia de ciertos sesgos de comportamiento o desviaciones del paradigma tradicional de agentes racionales.

En particular, si se asume que los estudiantes universitarios sufren de sesgos ampliamente documentados, como la atención limitada, el sesgo de presente o el sesgo de status quo, se puede afirmar que el nivel de deserción en las carreras universitarias no es consistente con los planes óptimos de estos individuos. Además, la evidencia muestra que intervenciones pequeñas, localizadas y de bajo costo (conocidas como *nudges*) pueden influir positivamente en las conductas en estos contextos, moderando la influencia de estos sesgos y mejorando, de este modo, los resultados desde una perspectiva social.

El Banco Interamericano de Desarrollo (BID) diseñó una propuesta de intervención de este tipo para implementar en 2024 en el programa de educación a distancia UBA XXI de la Universidad de Buenos Aires (UBA), que dicta las materias del Ciclo Básico Común en modalidad virtual. Durante tres meses, el equipo de consultores del BID colaboró estrechamente con representantes de UBA XXI en el diseño de una

estrategia de sensibilización por correo electrónico, con el objetivo de aumentar la retención estudiantil en tres materias específicas del primer año de cursada de varias carreras universitarias. El diseño experimental posibilita el estudio del impacto causal de las intervenciones, tanto en métricas de retención como en los resultados académicos de los estudiantes participantes.

Existe abundante literatura que documenta efectos positivos significativos para intervenciones de este tipo en contextos similares. Algunos ejemplos recientes incluyen:

- Ajzenman et al. (2021) analizan una campaña de sensibilización dirigida a estudiantes secundarios en Chile, con el objetivo de aumentar la matriculación en docencia. La intervención consistió en una campaña de correos electrónicos con resultados mixtos, pero que ofrece valiosas lecciones sobre la importancia de la saliencia de la información en la toma de decisiones de estudiantes jóvenes.
- Rogers y Feller (2018) analizan otra una campaña de correos electrónicos, dirigida en este caso a padres de estudiantes de escuelas primaria y secundaria, con el objetivo de reducir el ausentismo. Los resultados son satisfactorios: de hecho, los autores sostienen que se trata de la intervención más costo-efectiva documentada hasta el momento.
- Castleman y Page (2015) analizan una campaña de mensajes de texto dirigida a graduados recientes de escuela secundaria, con el objetivo de evitar el fenómeno del *summer melt* (la evidencia de Estados Unidos muestra que, en el verano posterior a terminar la escuela secundaria, muchos estudiantes que habían manifestado interés en estudios superiores desisten de realizar los trámites necesarios para ingresar a la universidad). Los resultados son positivos, particularmente entre la población más vulnerable.
- Castleman y Page (2016) implementan una estrategia similar a la mencionada previamente en una muestra de estudiantes universitarios de primer año, con el objetivo de incentivar la solicitud de ayuda financiera a través de un programa estatal. Según los autores, la inscripción en este programa representa un costo, ya

que se percibe como un proceso complejo y que demanda mucho tiempo a los estudiantes, por lo que los sesgos de comportamiento discutidos anteriormente pueden desempeñar un papel importante en el desaliento a realizar la solicitud. Los resultados indican que la campaña de mensajes de texto incrementa considerablemente la probabilidad de permanencia en la universidad.

Complementando esta evidencia, otros estudios recientes se enfocan en el uso de estrategias de *nudge* en entornos universitarios virtuales. Parte y Mellado (2021) analizan el impacto de correos electrónicos motivacionales en estudiantes a distancia, mostrando efectos positivos sobre su nivel de compromiso. El trabajo de Brown et al. (2023) refuerza esta línea de resultados, al demostrar que pequeñas intervenciones bien diseñadas pueden incrementar la participación en entornos virtuales de aprendizaje. En conjunto, esta literatura sugiere que intervenciones de bajo costo, bien focalizadas y con mensajes claros, pueden desempeñar un rol clave en mejorar tanto el acceso como la permanencia en la educación superior, especialmente entre poblaciones vulnerables o en contextos donde la deserción representa un desafío estructural.

El presente documento está estructurado de la siguiente manera: la sección 1 resume el marco teórico de la intervención, basado en los aportes recientes de la economía del comportamiento; la sección 2 describe el contexto institucional y el diseño de la intervención implementada; la sección 3 analiza la composición de la muestra, y la sección 4 presenta los resultados obtenidos y discute sus implicancias.

En la sección 5 se presentan algunas conclusiones generales.

1 Marco teórico: los aportes de la economía del comportamiento

Esta investigación se fundamenta en el marco teórico de la economía del comportamiento, un campo interdisciplinario que combina los principios de la economía, la neurociencia y la psicología, y que se ha consolidado en los últimos años como herramienta fundamental para comprender los procesos cognitivos y emocionales involucrados en la toma de decisiones económicas. Los aspectos fundamentales de este paradigma teórico están expuestos en obras que ya se consideran clásicas, como Thaler y Sunstein (2008) y Kahneman (2011). Para una síntesis más reciente y aplicada a temas afines a los tratados en este trabajo, puede consultarse Ajzenman y López Boo (2024).

A diferencia del modelo económico tradicional, que postula un agente racional maximizador de utilidad, la economía del comportamiento reconoce la influencia de factores heurísticos, sesgos y limitaciones cognitivas en las decisiones individuales. Los sesgos cognitivos son patrones sistemáticos de pensamiento que distorsionan el juicio y la percepción de la realidad. Estos sesgos, arraigados en la configuración neurológica y psicológica natural de los seres humanos, pueden llevar a tomar decisiones subóptimas en términos económicos. Algunos ejemplos de sesgos más relevantes para los fines de esta investigación son:

- Sesgo del *status quo*: existe una fuerte tendencia a mantener el estado actual de las cosas, incluso cuando hay alternativas que podrían ser más beneficiosas. Este sesgo se expresa en una aversión al cambio y una preferencia por lo familiar.

- Sesgo de presente: las recompensas inmediatas tienden a ser valoradas de manera desproporcionada en comparación con las futuras, lo que conduce a una subestimación de los beneficios a largo plazo y favorece el consumo presente de los recursos disponibles.

Además de los sesgos, los individuos se enfrentan a limitaciones cognitivas que restringen su capacidad de procesar información exhaustivamente. La evidencia experimental indica que los individuos poseen una capacidad cognitiva limitada para procesar información, lo que conduce a una selección atencional sesgada hacia estímulos salientes o relevantes en un contexto determinado, en detrimento de otros aspectos potencialmente importantes (pero que los modelos económicos tradicionales incorporan automáticamente en la toma de decisiones).

En este contexto, el concepto de *nudge* (o “empujón suave”) ha surgido como una estrategia de intervención eficaz para influir en el comportamiento de manera sutil y no coercitiva. Un *nudge* implica modificar el entorno de elección de tal forma que se favorezca una opción específica, sin limitar la libertad de elección ni afectar de manera significativa los incentivos económicos² existentes. Esta técnica se basa en la idea de que el diseño de las opciones puede influir significativamente en las decisiones de las personas, aprovechando a favor los sesgos cognitivos y las heurísticas. Estos *nudges* aprovechan los sesgos cognitivos y heurísticos para favorecer conductas positivas, como la inscripción en programas de ayuda financiera o la continuidad en los estudios.

En el ámbito educativo, este enfoque ha dado lugar al diseño de intervenciones específicas que buscan contrarrestar dichos sesgos, como las *task value interventions*, que apuntan a aumentar la percepción de utilidad, interés o relevancia personal de una tarea académica. Tal como argumentan Harackiewicz y Priniski (2018), este tipo de estrategias ha demostrado ser eficaz para mejorar la motivación y los resultados académicos, especialmente entre estudiantes que enfrentan barreras motivacionales o contextuales.

...

² Estos pueden tomar la forma de pagos explícitos o de otras acciones costosas en términos de tiempo o esfuerzo.



Este marco resulta particularmente pertinente para analizar las trayectorias en la educación superior virtual. Los estudiantes que optan por esta modalidad presentan características distintas de quienes eligen la educación presencial, y enfrentan desafíos específicos que van más allá de lo económico. Como señalan Backer et al. (2016), en el contexto de clases masivas en línea (*MOOCs*), existe una discrepancia entre las intenciones iniciales de los estudiantes y la probabilidad de completar sus estudios mediadas por el autocontrol y la persistencia. En línea con esto, Edisherashvili et al. (2022) destacan la importancia de fomentar la autorregulación del aprendizaje en entornos de educación a distancia, y subrayan la necesidad de diseñar estrategias pedagógicas e institucionales específicas para sostener la permanencia en estos contextos.

2 Contexto institucional y diseño de la intervención

Todas las carreras universitarias de grado de la UBA comienzan con un primer tramo denominado Ciclo Básico Común (CBC), que dura un año. Aunque los contenidos del CBC varían según la carrera, existen algunas materias comunes a la mayoría de ellas, y una misma asignatura puede ser compartida por varias carreras. Además, el diseño curricular general —que incluye los requisitos de aprobación de los cursos— y el proceso administrativo del CBC son comunes para todas las carreras ofrecidas por la UBA.

En 1985, la UBA se destacó como pionera en educación universitaria a distancia en la región al crear el Programa UBA XXI. Este programa permite cursar materias del CBC en modalidad virtual tanto a los alumnos de la UBA como a los estudiantes que estén cursando sus dos últimos años de la educación secundaria. Cada cuatrimestre, aproximadamente 60.000 estudiantes se inscriben en UBA XXI.

La estructura de UBA XXI no involucra clases presenciales ni instancias sincrónicas, salvo los exámenes. Las materias se organizan a través de un campus virtual, desarrollado y gestionado a través del entorno Moodle, donde los docentes cargan diversos materiales, como explicaciones en distintos formatos audiovisuales, actividades, guías de trabajo, etc. En algunas materias, el campus proporciona toda la bibliografía necesaria para el curso, mientras que, en otras, los estudiantes pueden adquirir el material de manera presencial en los lugares correspondientes.

El campus incluye un foro para consultas, aunque, según las autoridades del programa, este espacio recibe generalmente un uso limitado.

La modalidad de evaluación del CBC consiste en un esquema de dos exámenes parciales y uno final, con opción a recuperatorio. Todos estos exámenes son escritos, presenciales e individuales y se califican según la escala tradicional de 1 a 10.

Este diseño curricular a distancia convierte a UBA XXI en un programa especialmente idóneo para implementar una intervención basada en una estrategia de sensibilización. La falta de interacción presencial con docentes o compañeros probablemente refuerza el sesgo de presente, el sesgo de status quo y otros comportamientos similares, los cuales, según la literatura especializada, tienden a generar niveles subóptimos de dedicación al estudio. En este contexto, una estrategia de bajo costo que permita reconectar a los estudiantes con el estudio resulta particularmente valiosa, y sus resultados podrían ofrecer pautas para el desarrollo de intervenciones más complejas en entornos de cursada presencial.

La intervención diseñada por el BID está orientada a estudiantes de tres cursos:

1. Análisis Matemático (AM), para estudiantes de la Facultad de Ciencias Económicas
2. Biología e Introducción a la Biología Celular (BC), para estudiantes de la Facultad de Odontología y de la Facultad de Farmacia y Bioquímica
3. Introducción al Pensamiento Científico (IPC), para estudiantes de la Facultad de Psicología

Esta selección garantiza cierta variabilidad en los tipos de cursos: mientras AM es una materia de una facultad específica, BC engloba estudiantes de dos facultades e IPC es una materia general común a la mayoría de las carreras. Las tres son cuatrimestrales y se dictaron entre marzo y junio de 2024.

La intervención propuesta consistió en una campaña de sensibilización vía correo electrónico, llevada a cabo entre abril y mayo de ese año. Los estudiantes fueron asignados aleatoriamente a uno de cuatro grupos:

1. Grupo control: no recibió ningún correo electrónico.
2. Grupo placebo o control activo: recibió dos correos electrónicos con información sobre las cuentas de la universidad en redes sociales, que no estaba relacionada con su situación particular como estudiantes.
3. Grupo tratamiento 1: recibió dos correos electrónicos con recordatorios sobre el primer parcial (el primero, con la fecha de inscripción, y el segundo, pasada esa fecha, con la fecha del examen propiamente dicho) y una sugerencia de comenzar a estudiar lo antes posible.
4. Grupo tratamiento 2: recibió dos correos electrónicos similares a los del grupo tratamiento 1, que además incluían información sobre los salarios de los graduados de la Facultad en la que están inscritos³.

La asignación de los estudiantes a los distintos grupos fue realizada a nivel de materia por investigadores del BID, lo que garantiza que la distribución aleatoria no fue contaminada en ningún momento. Además, como las clases son virtuales y hay poca interacción entre los estudiantes a través de foros o chats, tampoco se considera posible que las muestras hayan sido contaminadas por el intercambio de información antes de los exámenes. El envío masivo de correos electrónicos se gestionó a través de la plataforma online MailChimp. (En el anexo 1 pueden consultarse algunos de los modelos de correos electrónicos enviados.)

Como es habitual en la evaluación de este tipo de intervenciones, los resultados de los tratamientos y del placebo deben compararse con el grupo control para determinar si existe algún efecto del *nudge* sobre la conducta. Si se encuentra un efecto estadísticamente significativo en el grupo placebo, esto indicaría que el simple hecho de recibir un contacto por correo electrónico de la universidad puede influir en el comportamiento de los estudiantes. Este resultado no es atípico y, de hecho, es consistente con las predicciones de la economía del comportamiento.

...

³ Esta información se encuentra disponible para Argentina, a nivel de carrera universitaria, en Trombetta et al. (2022)

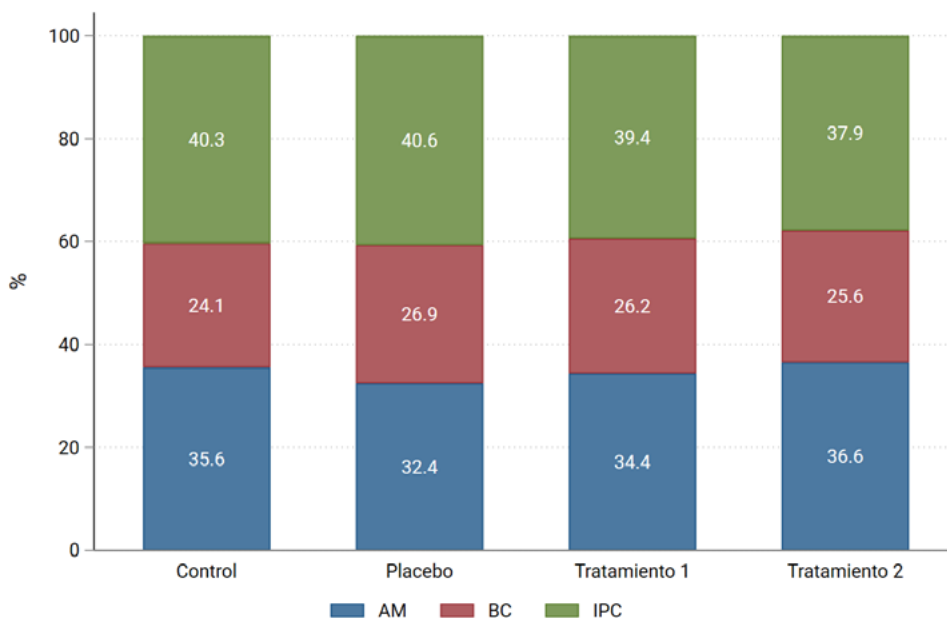
Por otro lado, si se observa que los grupos de tratamiento muestran diferencias relevantes entre sí y en comparación con los grupos anteriores, esto permitiría otras interpretaciones. El tratamiento 1 funciona principalmente como un recordatorio, de manera que aborda específicamente el sesgo de presente (y otros similares) en los estudiantes. La única función de esta intervención es hacer que la información que los estudiantes ya conocían sea más destacada. De aquí en más, nos referiremos a este fenómeno como *efecto saliencia*.

El tratamiento 2, en cambio, sí provee información potencialmente novedosa para los estudiantes, específicamente sobre los beneficios económicos futuros de la graduación. Por lo tanto, un efecto diferente en este tratamiento indicaría que es el acceso a esta información lo que influye de manera diferencial en la conducta de quienes reciben el tratamiento. En otras palabras, es posible interpretar una diferencia de este tipo, como el efecto de información financiera futura, que descuenta el valor presente neto de la inversión en estudio. De ahora en más nos referiremos a esto como *efecto información*.

3 Composición de la muestras

En esta sección analizamos la base de datos construida a partir del cruce de tres fuentes. La primera son los registros de UBA XXI sobre el desempeño académico de los estudiantes. La segunda es un conjunto de datos administrativos recolectados por UBA XXI al momento del inicio de la cursada, que incluye información socioeconómica de distinta índole. La tercera son los informes proporcionados por MailChimp, de los que se extrae información sobre la recepción y apertura de los emails. La muestra contiene un total de 7.005 casos (sobre un total de aproximadamente 60.000 estudiantes que se inscriben a UBA XXI cada cuatrimestre).

Gráfico 1. Composición de la muestra, por grupo y materia

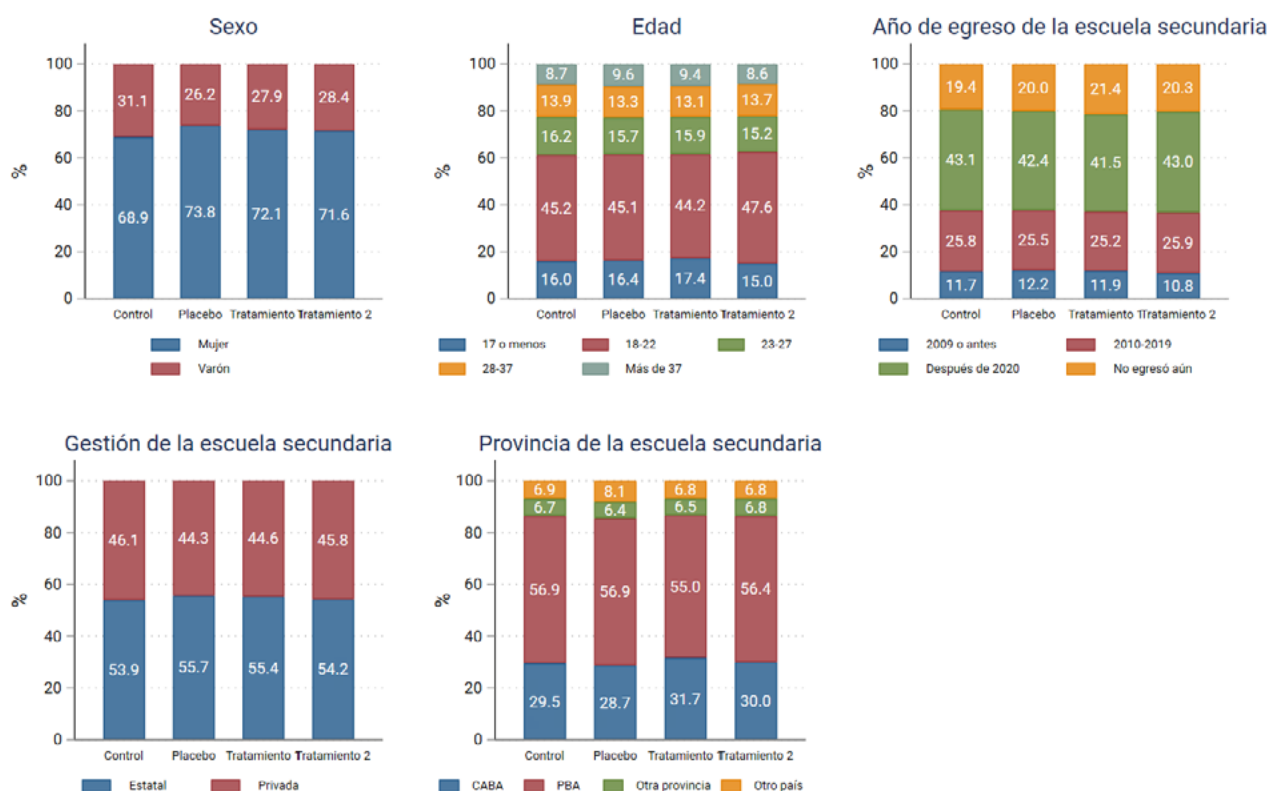


Fuente: elaboración propia.

Abreviaturas: Análisis Matemático (AM), Biología Celular (BC), Introducción al Pensamiento Científico (IPC).

El Gráfico 1 ilustra que el peso relativo de cada materia en la muestra difiere, ya que los cursos tienen distinto tamaño en UBA XXI. Mientras que AM reúne al 35.6% de los estudiantes analizados, BC concentra al 24.8%, e IPC engloba al 39.6%. Sin embargo, la selección aleatoria en los grupos garantiza que las diferencias en su composición respondan únicamente al azar estadístico, por lo que su magnitud es despreciable.

Gráfico 2. Composición de la muestra, por grupo y variables seleccionadas



Fuente: elaboración propia.

Abreviaturas: Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA), Provincia de Buenos Aires (PBA).

El Gráfico 2 amplía este análisis a otras variables obtenidas de registros administrativos. Nuevamente se observa que no existen diferencias sistemáticas en la composición de los grupos en cinco atributos relevantes: sexo, edad, año de egreso de la escuela secundaria, gestión estatal o privada de la escuela secundaria, y provincia en que esta se encuentra ubicada. La edad y el año de egreso son factores clave en la determinación de la dedicación al estudio, ya que afectan fuertemente

el esquema de incentivos de los estudiantes (en particular, los de mayor edad o aquellos que han pasado más tiempo fuera del sistema educativo son más propensos a una inserción plena en el mercado laboral). En cambio, los últimos dos atributos funcionan como proxys del nivel socioeconómico del estudiante y de la calidad de su recorrido educativo previo a la universidad.

La muestra está compuesta en un 72% por mujeres. Aproximadamente el 16% de los estudiantes en la muestra tiene 17 años o menos, mientras que la mayoría (alrededor de un 45%) se concentra en la franja de 18 a 22 años. Del 39% restante, un 17% se ubica en el rango de 23 a 27, y el 22% tiene más de 27 años. Por otra parte, un 20% de la muestra está formado por estudiantes que aún están cursando estudios secundarios, mientras que un 42% egresó de la escuela secundaria entre 2020 y 2023 y solo 38% egresó antes de 2020. De este modo, si bien se trata de un estudiantado mayormente joven, existe una variabilidad etaria considerable.

El 54% de la muestra asistió a una escuela secundaria de gestión estatal, un 30% lo hizo en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) y un 56% lo hizo en Provincia de Buenos Aires (PBA). Menos del 7% lo hizo en otra provincia, con una proporción similar de estudiantes que realizaron sus estudios secundarios en otro país. Para ofrecer mayor confianza en el balanceo de los grupos, la Tabla 1 presenta el resultado del test de diferencia de medias tradicional para los atributos discutidos, así como para otros disponibles en la base. Dado que este test está diseñado para comparar dos grupos, separamos el grupo control (1770 casos) de los otros tres grupos combinados (5235 casos).

Tabla 1. Test de diferencia de medias

	Media grupo control	Media grupos que reciben email	Diferencia	Error estándar	Estadístico t	p-valor
Mujeres	0.6887	0.7247	-0.036	0.0124	-2.9067	0.0036
Tramo de edad: 17 o menos	0.1598	0.1624	-0.0026	0.0121	-0.2119	0.8322
Tramo de edad: 18-22	0.4520	0.4562	-0.0042	0.0163	-0.2574	0.7969

Tramo de edad: 23-27	0.1622	0.1559	0.0063	0.0120	0.5283	0.5973
Tramo de edad: 28-37	0.1388	0.1339	0.0050	0.0112	0.4414	0.6589
Tramo de edad: más de 37	0.0872	0.0917	-0.0045	0.0094	-0.4780	0.6327
Año de egreso: 2009 o antes	0.1170	0.1161	0.0009	0.0105	0.0856	0.9318
Año de egreso: 2010-2019	0.2583	0.2554	0.0029	0.0143	0.2023	0.8397
Año de egreso: 2020-2023	0.4310	0.4228	0.0081	0.0162	0.5021	0.6156
Año de egreso: no egresó aún	0.1937	0.2056	-0.0119	0.0132	-0.9055	0.3653
Gestión estatal	0.5391	0.5508	-0.0117	0.0163	-0.7143	0.4751
Gestión privada	0.4609	0.4492	0.0117	0.0163	0.7142	0.4751
Provincia: CABA	0.2954	0.3011	-0.0057	0.0150	-0.3777	0.7057
Provincia: PBA	0.5690	0.5610	0.0080	0.0163	0.4907	0.6236
Provincia: otra	0.0670	0.0656	0.0014	0.0081	0.1717	0.8637
Provincia: otro país	0.0686	0.0723	-0.0037	0.0084	-0.4390	0.6607
Hábito lectura: muy bajo	0.0751	0.0589	0.0162	0.0080	2.0331	0.0421
Hábito lectura: bajo	0.1614	0.1651	-0.0036	0.0122	-0.2990	0.7650
Hábito lectura: medio	0.4512	0.4702	-0.0190	0.0164	-1.1607	0.2458
Hábito lectura: alto	0.2397	0.2390	0.0007	0.0140	0.0522	0.9583
Hábito lectura: muy alto	0.0726	0.0669	0.0057	0.0083	0.6889	0.4909
Posee computadora	0.3438	0.3202	0.0237	0.0154	1.5391	0.1239
Posee notebook	0.5367	0.5387	-0.0020	0.0164	-0.1215	0.9033
Posee celular	0.8475	0.8696	-0.0222	0.0112	-1.9723	0.0486
Posee tablet	0.0662	0.0715	-0.0053	0.0084	-0.6352	0.5253

Fuente: elaboración propia, test t de dos colas.

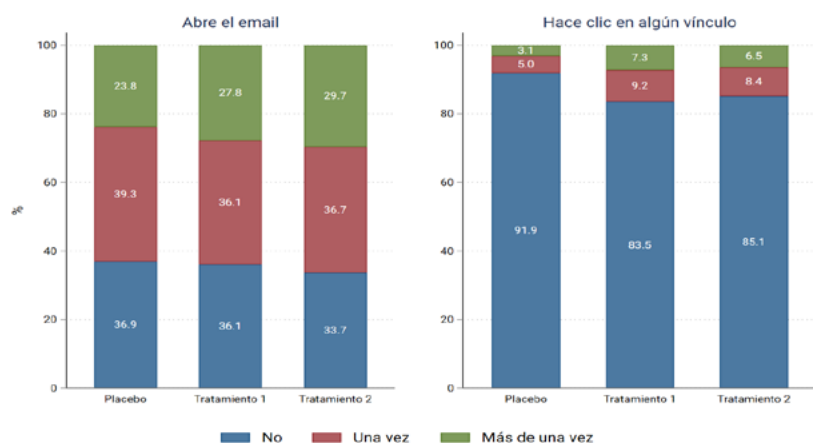
Sobre 24 variables testeadas, solo tres arrojan un p-valor menor a 0.1: la *dummy* de sexo femenino (0.0036), la *dummy* de hábito de lectura muy bajo (0.0421) y la *dummy* de poseer un celular (0.0486). Estos resultados podrían ser atribuidos al error muestral, máxime considerando que se trata de variables cuyas medias muestrales son cercanas a 0 o a 1 (0.7156, 0.0629 y 0.8641, respectivamente). Esto implica que sus errores estándar son particularmente bajos, lo que a su vez exagera el valor absoluto del estadístico de prueba asociado. En resumen, los grupos contruidos parecen homogéneos en las dimensiones consideradas relevantes para este estudio.

4 Resultados de la intervención

a) Take-up del tratamiento

El *take-up* del tratamiento puede analizarse a partir de la información que MailChimp provee sobre el sistema de *mailing*. Para comenzar, conviene señalar que, de los 7005 estudiantes en la muestra, solo cuatro hicieron uso de la opción “cancelar suscripción” (que todos los servicios de *mailing* masivo están legalmente obligados a ofrecer), mientras que en 67 casos el correo electrónico fue “rebotado”, es decir, rechazado por el sistema debido a que la dirección de correo indicada consignada no existe o no puede recibir más correos. Dado que estos casos totalizan apenas un 1% de la muestra, podemos concluir que no se trata de problemas relevantes para nuestro análisis.

Gráfico 3. Take-up del tratamiento, por grupo



Fuente: elaboración propia. Se excluye el grupo control debido a que no recibe ningún correo electrónico y también los casos de suscripción cancelada y casilla rebotada.

Siguiendo el patrón discutido en la sección anterior, la proporción de estudiantes que abre el correo electrónico no muestra correlación con el grupo al que pertenecen⁴. En términos generales, un 36% de la muestra no abre el correo electrónico, lo que implica una tasa de *take-up* de 64%, un resultado positivo en intervenciones de este tipo. De este 64%, un 37% abre el correo electrónico una vez, mientras que el 28% restante lo abre más de una vez.

Por otra parte, la proporción de estudiantes que hacen clic en algún vínculo en el correo electrónico sí está asociada al grupo, lo cual es razonable, ya que cada grupo recibe un correo electrónico distinto y, en particular, los vínculos varían entre grupo placebo y los grupos tratamiento. Recordemos que el placebo contiene información posiblemente redundante, que puede ser interpretada como irrelevante por los estudiantes, lo que explica que solo un 8.1% hace clic en algún vínculo al menos una vez.

En cambio, los correos electrónicos de tratamiento incluyen enlaces al sistema de inscripciones y al calendario de exámenes, información que sí resulta relevante en el momento del cuatrimestre en que los emails son enviados. Esto explica plausiblemente por qué la proporción de estudiantes que hacen clic es del 16.5% en el grupo tratamiento 1 y del 14.9% en el grupo tratamiento 2, aproximadamente el doble de lo observado en el grupo placebo.

El *efecto saliencia* aquí propuesto no necesariamente requiere que el correo electrónico sea abierto o que el estudiante haga uso de los vínculos incluidos. Es posible que el simple hecho de ver el correo en la casilla genere algún tipo de efecto, en línea con el mecanismo planteado. En cambio, el *efecto información* sí requiere estrictamente que el correo electrónico sea abierto para operar, aunque no es necesario que se haga clic en los vínculos.

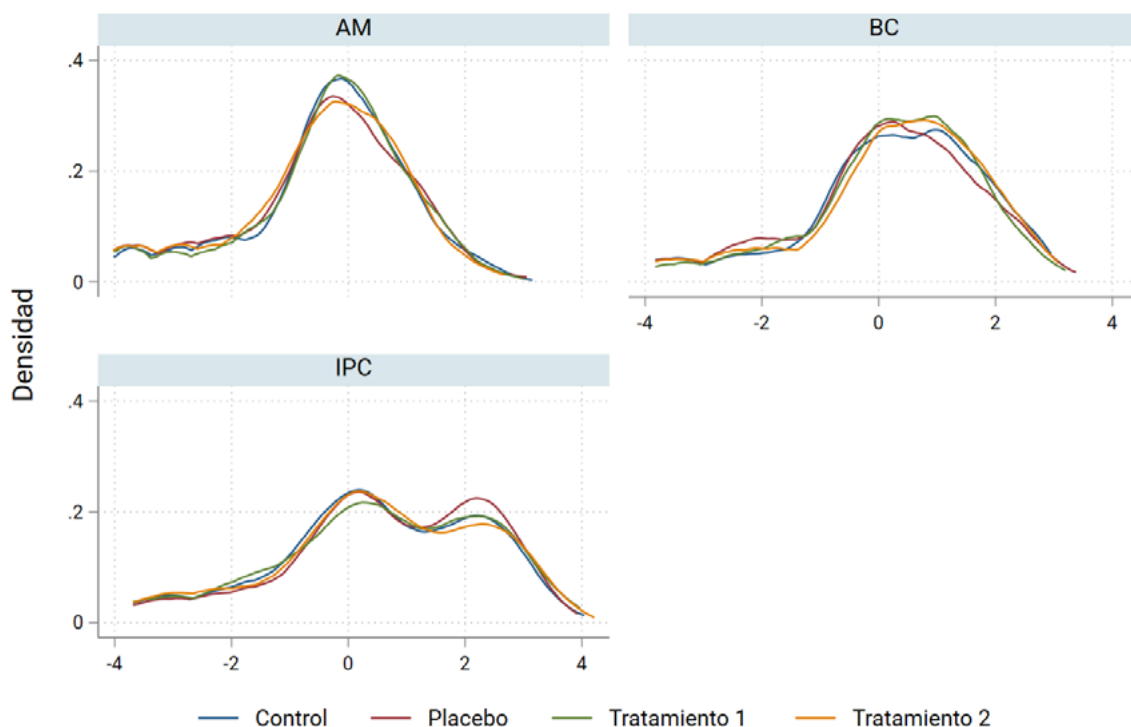
...

⁴ Si bien el grupo que recibe el tratamiento 2 tiene una probabilidad mayor de abrir el correo electrónico al menos una vez en comparación con los otros dos grupos, los análisis de regresión, similares a los realizados en la sección siguiente, muestran que esta correlación parcial desaparece cuando se controla los atributos de los estudiantes.

b) Actividad en el campus

La información disponible sobre uso del campus registra todos los clics de los usuarios, los que denominamos *acciones*. El 80.6% de los estudiantes en la muestra accedió al campus al menos una vez antes del primer parcial. Esto nos permite analizar si la intensidad en el uso del campus varía entre grupos, materias u otras variables. El Gráfico 4 ofrece una primera visión de esta distribución.

Gráfico 4. Acciones diarias en el campus antes del primer parcial, en logaritmos, por grupo y materia

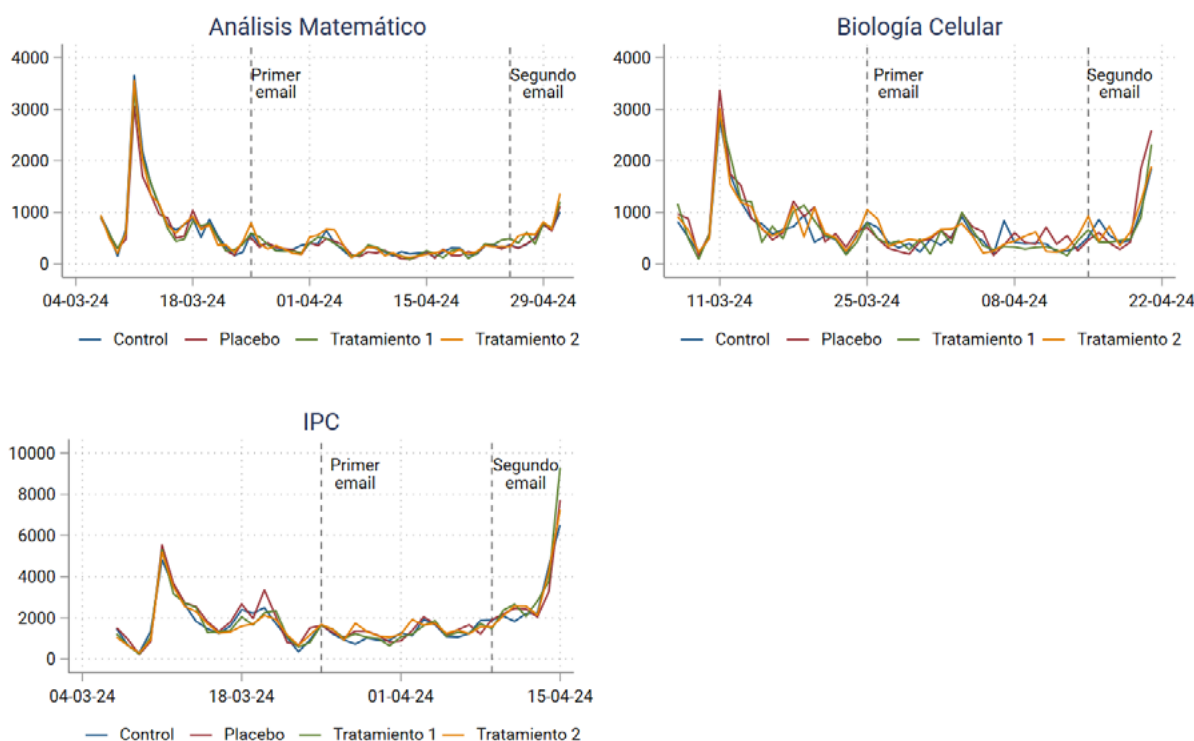


Fuente: elaboración propia.

La distribución del promedio diario de acciones es fuertemente asimétrica a la izquierda (la mediana es 1.2, mientras que la media es 3.4 y el desvío estándar es 5.5, excluyendo los casos de cero acciones), por lo que la transformación logarítmica facilita considerablemente su visualización. En las tres materias, encontramos diferencias muy leves en el uso del campus entre los grupos, lo que sugiere que los tratamientos tienen un impacto mínimo en esta variable. Por otra parte, sí se observan diferencias

importantes en la forma de la distribución entre materias, lo que puede atribuirse a variaciones en los diseños de las respectivas cursadas o bien en la utilidad del campus para cada una, dado que los recursos disponibles en el campus difieren entre materias.

Gráfico 5. Acciones diarias en el campus antes del primer parcial, por grupo y materia



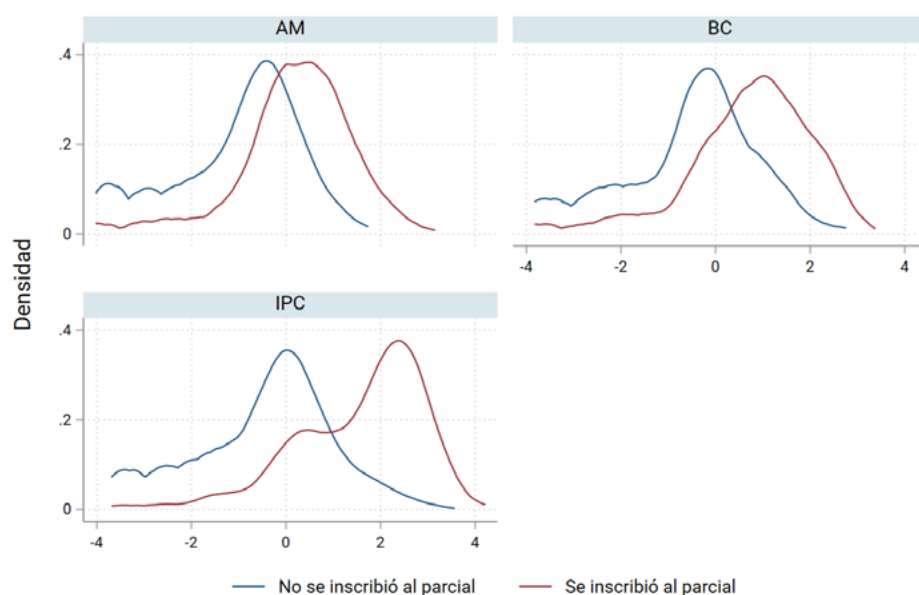
Fuente: elaboración propia.

El Gráfico 5 complementa el análisis anterior con la evolución de la actividad diaria en el campus a lo largo del tiempo. Nuevamente, no se encuentran diferencias relevantes entre grupos. Todas las series de tiempo responden a un mismo patrón general: una suba inicial debido al alta en el campus de una proporción significativa de estudiantes, un amesetamiento en la actividad que no es afectado por el primer correo electrónico y, finalmente, un alza rápida en la semana previa al examen. Si bien algunos detalles pueden variar entre materias (por ejemplo, en AM la suba de la última semana es bastante débil, mientras que es particularmente pronunciada en IPC), el comportamiento general sigue este patrón.

Puede ser tentador atribuir el aumento de la actividad en la última semana a la recepción del segundo correo electrónico, pero es muy difícil establecer un nexo causal, dado que es habitual entre estudiantes universitarios concentrar los esfuerzos de estudio en los días previos al examen (y el segundo correo electrónico se envió una semana antes del examen en los tres cursos). Adicionalmente, al menos en AM y en IPC, la tendencia positiva parece comenzar algunos días antes, lo que refuerza la idea de que otros factores, más allá de los correos electrónicos, podrían estar afectando el comportamiento observado.

En cambio, el uso del campus sí se presenta como un buen predictor de la inscripción al primer parcial⁵. Como muestra el Gráfico 6, en cada materia se observa una diferencia considerable entre la distribución de acciones en el campus de aquellos que se inscribieron y la de quienes no lo hicieron. Este cambio tiene las características habituales de una traslación hacia la derecha (lo que implica que todos los cuantiles de la segunda distribución son mayores a los de la primera). Sin embargo, en el caso de IPC, también se observa un comportamiento aproximadamente bimodal en la distribución de inscriptos, que no se observa en la de no inscriptos.

Gráfico 6. Acciones en el campus e inscripción al primer parcial, por materia



Fuente: elaboración propia.

...

⁵ Corresponde aclarar que esta inscripción se realiza a través de un sistema diferente al campus.

Una regresión simple indica que aumentos del 10% en el uso del campus están asociados a incrementos de 1.4 puntos porcentuales (pp) en la probabilidad de inscripción al primer parcial, con una pendiente estadísticamente diferente de cero con 99% de confianza y un R^2 de 0.23. Por otro lado, el uso del campus es más elevado entre los estudiantes más jóvenes y los que egresaron recientemente de la escuela secundaria, un hallazgo consistente con la hipótesis de que las tecnologías de la información aplicadas a la educación superior enfrentan más barreras de adopción entre los estudiantes mayores y aquellos que asistieron a la escuela cuando estas herramientas no estaban aún implementadas.

c) Inscripción al primer parcial

En esta sección exploramos el efecto de la intervención sobre la primera variable de resultado: la probabilidad de inscripción al primer examen parcial. Para ello, recurrimos a dos estrategias empíricas.

La primera estrategia consiste en la estimación de un modelo de regresión lineal tradicional por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO):

$$y_i = \alpha + g_i\beta + x_i\gamma + u_i \quad (1)$$

Aquí la variable dependiente y_i es una variable dicotómica que registra si el estudiante i se inscribió al primer parcial. La variable de interés en esta especificación es g_i , que indica el grupo al que el estudiante pertenece. Inicialmente, mantenemos la denominación original de los grupos (control, placebo, tratamiento 1 y tratamiento 2); luego, ensayamos diversas variaciones para estudiar diferencias específicas entre estos grupos. x_i es un vector de variables de control que incluye sexo, materia, tramo de edad, año de egreso de la escuela secundaria, provincia en que cursó la secundaria y hábito de lectura (en todos los casos, se trata de variables categóricas, de modo que se las introduce en el modelo en forma de *dummies*). Finalmente, u_i es un término de error.

En todos los casos, el objetivo del ejercicio es la estimación del parámetro (o vector de parámetros) β , que mide el efecto de la intervención sobre la variable de resultado. Comparamos los resultados de un modelo lineal

tradicional con los de una especificación de tipo logit para asegurarnos de que las restricciones a la forma funcional del modelo no afecten las conclusiones del análisis. Por último, corregimos por heteroscedasticidad de forma desconocida mediante la estrategia habitual de estimar errores estándar robustos.

La segunda estrategia empírica explota las diferencias en *take-up* del tratamiento analizadas en la sección (a). Asumimos que aquellos estudiantes que no abrieron el correo electrónico no fueron tratados, de modo que la variable de interés es entonces a_i , una *dummy* de abrir el correo recibido. Dado que esta variable es potencialmente endógena en este contexto (porque la probabilidad de abrir correos está asociada a atributos inobservables de los estudiantes), utilizamos g_i como instrumento en una estrategia de Mínimos Cuadrados en 2 Etapas (MC2E). Este tipo de abordaje mide lo que se conoce como el efecto *medio local del tratamiento* y es habitual en la literatura especializada (Imbens, 2010). Las ecuaciones del modelo son, entonces:

$$y_i = \delta_0 + \delta_1 a_i + v_i \quad (2)$$

$$a_i = g_i \theta + x_i \lambda + w_i \quad (3)$$

Aquí el parámetro de interés es δ_1 , que mide el efecto de recibir un correo electrónico (de cualquier tipo) sobre la variable resultado, dado que el estudiante efectivamente recibe el tratamiento (es decir, abre el correo recibido).

Es importante aclarar que la interpretación causal de esta estrategia está sujeta a supuestos que probablemente no se verifican en este contexto y, por lo tanto, el resultado debería tomarse con cautela. En particular, dado que el grupo control no recibe ningún correo, la estrategia de instrumentar la variable de apertura del correo plausiblemente falla en generar, al interior de este grupo, una distribución comparable a la de los otros (que sí reciben un correo electrónico). Por este motivo, los efectos obtenidos por MC2E no deben interpretarse como efectos causales, aunque sí revisten valor como correlaciones parciales que enriquecen los alcanzados por MCO.

Comenzamos con la primera variable de resultado, que captura la inscripción al examen. La Tabla 2 muestra los resultados de la estimación por MCO. Allí se observa que el grupo placebo tiene una probabilidad 3.9 pp mayor de inscribirse al parcial respecto del grupo control. Esta diferencia solo se reduce marginalmente (a 3.4 pp) si se incluyen en la estimación las variables de control. Análogamente, la brecha entre el grupo tratamiento 1 y el grupo control es de 5.7 pp sin incluir variables de control, y de 5 pp cuando estas son incluidas en el modelo. De modo similar, el grupo tratamiento 2 registra una diferencia de 6 pp con el grupo control, pero esta se reduce a 5 pp cuando se controla por los observables. En todos los casos, se trata de resultados estadísticamente significativos con un nivel de confianza mayor a 95% (en general, mayor a 99%).

Tabla 2. Inscripción al primer parcial, estimación por MCO, variable grupo original

	MCO1	MCO2	Logit1	Logit2
Placebo	0.0394**	0.034**	0.0394**	0.0342**
Tratamiento 1	0.0567***	0.0503***	0.0567***	0.0504***
Tratamiento 2	0.0601***	0.0501***	0.0601***	0.0502***
Modelo	Lineal	Lineal	Logit	Logit
Controles	No	Sí	No	Sí
R^2	0.0023	0.1396	0.0017	0.1067
Media control	0.4237			
N	7005			

Fuente: elaboración propia.

*** estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Errores estándar robustos. En los modelos logit, se reporta el efecto marginal promedio y el pseudo R^2 .

La forma funcional no parece un problema relevante, en tanto los efectos marginales que estima el modelo logit son casi indistinguibles de los coeficientes obtenidos en el modelo lineal. Tampoco se observa una diferencia considerable en bondad de ajuste. En definitiva, la estimación tradicional por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) parece confiable en este contexto.

Con el objetivo de profundizar en la comprensión de los mecanismos que determinan estos resultados, realizamos ejercicios con definiciones alternativas de la variable independiente de interés. Definimos una *dummy* de tratamiento que reúne a todos o a algunos de los tratamientos anteriores y, a su vez, elegimos algún grupo control particular, y volvemos a estimar la regresión por MCO. La Tabla 3 contiene los resultados.

Tabla 3. Inscripción al primer parcial, estimación por MCO, diversas definiciones de la variable grupo

	MCO1	MCO2	MCO3	MCO4	MCO5	MCO6	MCO7	MCO8
Recibe correo (categoría base: control)	0.0521***	0.0448***						
Recibe correo tratamiento (categoría base: control o placebo)			0.0389***	0.0334***				
Recibe correo tratamiento (categoría base: control)					0.0584***	0.0505***		
Recibe correo tratamiento (categoría base: placebo)							0.0191	0.0164
Controles	No	Sí	No	Sí	No	Sí	No	Sí
R^2	0.0021	0.1394	0.0015	0.139	0.0031	0.1378	0.0003	0.1319
Media base	0.4237	0.4237	0.4432	0.4432	0.4237	0.4237	0.4631	0.4631
N	7005							

Fuente: elaboración propia.

*** estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Modelos lineales. Errores estándar robustos.

Los modelos 1 y 2 comparan estudiantes que recibieron algún tratamiento (incluido el placebo) con estudiantes que no recibieron ninguno. En estas estimaciones, el efecto tratamiento se ubica entre 4.5 y 5.2 pp, dependiendo de si se controla o no por otras variables. En cambio, los modelos 3 y 4 comparan a quienes reciben un correo de tratamiento con quienes no reciben ninguno o reciben un placebo. Aquí el efecto estimado oscila entre 3.3 y 3.9 pp. Por otra parte, en los modelos 5 y 6, comparamos estudiantes que reciben un tratamiento con el grupo control, excluyendo al grupo placebo de la estimación, lo que arroja un efecto de entre 5.1 y 5.8 pp. Finalmente, en los modelos 7 y 8, comparamos a los grupos tratamiento con el grupo placebo, lo que no produce coeficientes estadísticamente diferentes de cero.

Tabla 4. Inscripción al primer parcial, estimación por MC2E

	MC2E
Abrir email	0.1315***
Controles	Sí
R^2	0.0048
Media control	0.4237
N	7005

Fuente: elaboración propia.

*** estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Modelos lineales. Errores estándar robustos.

La Tabla 4 presenta los resultados de la estimación por MC2E. El coeficiente estimado es sensiblemente mayor a todos los reportados anteriormente (más del doble, incluso tomando el mayor valor obtenido en las estimaciones por MCO), lo que indica que el efecto de ser efectivamente tratado (es decir, de acceder a la información contenida en los correos electrónicos enviados) es subestimado en las especificaciones anteriores.

Los efectos estimados tienen tamaños considerables, dado que el 42.3% de los estudiantes en el grupo control se inscribió al parcial. Esto quiere decir que los tratamientos aplicados aumentan la cantidad de personas que se inscriben al parcial en una magnitud que oscila entre un 12 y un 31%, dependiendo del tratamiento y de la estimación que se considere. Este efecto es numéricamente grande para una intervención cuyo costo es prácticamente despreciable.

Tomados en conjunto, estos resultados contienen dos hallazgos. El primero es que recibir cualquiera de los tres tipos de correos enviados tiene un efecto considerable sobre la probabilidad de inscripción al examen. El segundo es que no existe diferencia estadísticamente relevante entre los tratamientos y el placebo. Esta conclusión se refuerza al observar que el efecto del tratamiento estimado es menor cuando el grupo placebo se combina con el grupo control, y desaparece por completo cuando el grupo control es excluido. Además, es consistente con el hecho de que la estimación por MC2E (que mide el efecto de abrir un correo electrónico, de cualquier tipo) arroje un coeficiente particularmente elevado.

En definitiva, encontramos evidencia a favor del *efecto saliencia* (que, de hecho, opera aún cuando el correo enviado no menciona específicamente el examen venidero), pero no así a favor del *efecto información*.

d) Heterogeneidad

Replicamos la estimación original en algunas submuestras de interés para evaluar potenciales heterogeneidades en el *efecto tratamiento*. Comenzamos separando las estimaciones por sexo: como muestra la Tabla 5, los resultados varían fuertemente entre mujeres y varones.

Tabla 5. Inscripción al primer parcial, variable grupo original, por sexo

	MCO1	MCO2	MC2E1	MCO3	MCO4	MC2E2
Placebo	0.0501**	0.043**		0.0045	0.0159	
Tratamiento 1	0.0613***	0.0538***		0.0418	0.0473	
Tratamiento 2	0.0673***	0.0529***		0.0397	0.0464	
Abrir correo			0.1464***			0.0785**
Controles	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Sexo	Mujer			Varón		
R^2	0.0028	0.1324	0.0074	0.0015	0.1273	0.0004
Media control	0.4315			0.4065		
N	5013			1992		

Fuente: elaboración propia.

*** estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Modelos lineales. Errores estándar robustos. R^2 no reportado cuando adopta valores negativos en MC2E.

Los resultados obtenidos en mujeres son muy similares a los reportados anteriormente para la muestra general. En cambio, en los varones no se obtienen resultados estadísticamente significativos por MCO. El hecho de que las estimaciones puntuales sean similares entre mujeres y varones podría sugerir que la no significatividad estadística en el segundo grupo responde al hecho de que se trata de una muestra considerablemente más pequeña (1992 varones frente a 5013 mujeres). Esto sugiere que podría ser necesario volver a explorar este resultado en futuros estudios.

Por otra parte, la estimación por MC2E, si bien es estadísticamente diferente de cero, adopta un valor sensiblemente menor al de las estimaciones previas, aproximadamente la mitad, y estadísticamente significativo con un 95% de confianza. En otras palabras, la evidencia para los varones es mixta, lo que nuevamente señala la necesidad de mayor profundización en esta pregunta específica.

Tabla 6. Inscripción al primer parcial, variable grupo original, por materia

¿H	MCO1	MCO2	MC2E1	MCO3	MCO4	MC2E2	MCO5	MCO6	MC2E3
Placebo	0.0145	0.0173		-0.0188	-0.0128		0.089***	0.0765***	
Tratamiento 1	0.0246	0.0197		0.0257	0.0341		0.0984***	0.0896**	
Tratamiento 2	0.0806***	0.0704***		0.0443	0.0463		0.0445*	0.0333	
Abrir correo			0.1292***			0.07*			0.1457***
Controles	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
R^2	0.0039	0.122		0.0024	0.1371	0.0063	0.0063	0.1442	0.009
Materia	AM			BC			IPC		
Media control	0.3984			0.547			0.3748		
N	2495			1736			2774		

Fuente: elaboración propia.

*** estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Modelos lineales. Errores estándar robustos. R^2 no reportado cuando adopta valores negativos en MC2E.

En AM, las estimaciones por MCO muestran un efecto de entre 7 y 8 pp para el tratamiento 2, sin resultados estadísticamente significativos para los grupos *placebo* y *tratamiento*. La estimación por MC2E, en cambio, arroja un efecto considerablemente mayor, de 13 pp. Por otro lado, los ejercicios realizados para BC solo encuentran un resultado

estadísticamente distinto de cero bajo MC2E, con una magnitud de 7 pp. Finalmente, en IPC, tanto el grupo *placebo* como el grupo *tratamiento 1* presentan coeficientes significativos (de entre 8 y 10 pp) en las estimaciones por MCO, mientras que el efecto estimado por MC2E es nuevamente algo mayor, de 15 pp.

Por otro lado, la Tabla 7 presenta resultados divididos por tramo de edad de los estudiantes. Aquí también se obtienen hallazgos interesantes. Entre los estudiantes más jóvenes (menores de 17 años), la intervención no parece tener efectos significativos (solo el coeficiente estimado por MCO para el *tratamiento 2* resulta estadísticamente diferente de cero, con solo un 90% de confianza). Lo mismo ocurre para la franja etaria de 23 a 27. En el tramo de 18 a 22, en cambio, se encuentran efectos significativos tanto por MCO (para el *tratamiento 1*) como por MC2E (aunque solo con un 90% de confianza).

En cambio, las estimaciones muestran efectos considerables para los grupos etarios de 28 a 37, y mayores de 37. Allí los *tratamientos 1 y 2* obtienen coeficientes de entre 12 y 18 pp, dependiendo de la estimación que se prefiera. En otras palabras, mientras que los resultados son mixtos o ambivalentes para los más jóvenes, los efectos estimados son desproporcionadamente más grandes en estudiantes de mayor edad. Esto sugiere que la intervención es particularmente efectiva en este grupo etario, que de hecho explica una parte significativa, si no la totalidad, del efecto observado en la muestra general. Esta constatación permite proponer como hipótesis que, para los estudiantes de secundaria, según haya sido el mensaje, cumplir con obligaciones escolares resuena más que los salarios; mientras que las personas de 28 a 37 años estarían estudiando para hacer un upskilling o reeskilling de sus habilidades con retorno en mercado laboral.

Tabla 7. Inscripción al primer parcial, variable grupo original, por tramo de edad

	MCO1	MC2E1	MCO2	MC2E2	MCO3	MC2E3	MCO4	MC2E4	MCO5	MC2E5
Placebo	0.038		0.0401		-0.0188		0.008		0.1398**	
Tratamiento 1	0.0406		0.0578**		-0.0511		0.1209**		0.1365**	
Tratamiento 2	0.0879*		0.0211		-0.055		0.1147**		0.1168*	
Abrir correo		0.0539		0.0624*		-0.0439		0.1457**		0.1824**
Controles	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
R^2	0.0424	0.0049	0.034	0.0047	0.0201		0.0352	0.0228	0.0388	0.0209
Tramo edad	<=17		18-22		23-27		28-37		>37	
Media control	0.5202		0.6161		0.5473		0.3488		0.3611	
N	802		2257		781		670		449	

Fuente: elaboración propia.

***estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Modelos lineales. Errores estándar robustos. R^2 no reportado cuando adopta valores negativos en MC2E.

La falta de efectos de la intervención en los estudiantes más jóvenes podría explicarse por su mayor uso del campus virtual, por el cual ya acceden a la información y recordatorios relevantes, reduciendo el impacto del *efecto saliencia*. Sin embargo, solo la franja de 18 a 22 años presenta un uso del campus significativamente mayor en comparación con las otras (*ceteris paribus* otros atributos), por lo que esta hipótesis explicativa no aplicaría a la franja de menores de 18 años.

e) Asistencia al primer parcial

Los resultados anteriores son prometedores en cuanto a elevar la probabilidad de que los estudiantes se inscriban al examen, pero no garantizan que lo rindan. De hecho, dado que la inscripción no tiene costo, no hay incentivos económicos que vinculen la decisión de inscribirse con la de rendir el parcial. Por lo tanto, en esta sección analizamos los efectos de la intervención sobre una segunda variable de resultado: una variable *dummy* que registra si el estudiante efectivamente rinde el primer parcial. La Tabla 8 resume los resultados.

Tabla 8. Asistencia al primer parcial, estimación por MCO y MC2E

	MCO1	MCO2	MC2E
Placebo	0.011	0.0063	
Tratamiento 1	0.0251*	0.0217	
Tratamiento 2	0.0194	0.0147	
Abrir correo			0.0748***
Controles	No	Sí	Sí
R^2	0.0005	0.111	0.0048
Media control	0.2514		
N	7005		

Fuente: elaboración propia.

*** estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Modelos lineales. Errores estándar robustos.

Aunque los resultados obtenidos por MCO no son estadísticamente significativos al 95% de confianza, encontramos un efecto significativo al 99% de confianza en la estimación por MC2E. De hecho, su magnitud es considerable: un coeficiente de 7.5 pp, lo que implica un aumento de casi 30% en la cantidad de personas que asisten al examen. Sin embargo, la diferencia de resultados entre estimadores sugiere que este hallazgo debería ser objeto de un análisis más profundo en investigaciones futuras.

f) Calificaciones

En esta sección exploramos los potenciales efectos de la intervención sobre las calificaciones obtenidas por los estudiantes en los exámenes. La Tabla 9 expone los resultados, donde no se observa ningún coeficiente estadísticamente diferente de cero con 95% de confianza. Esto sugiere que la intervención no tuvo ningún impacto en el rendimiento de los estudiantes durante las instancias de evaluación.

Tabla 9. Calificaciones, estimación por MCO y MC2E

	P1 MCO1	P1 MCO2	P1 MC2E	P2 MCO1	P2 MCO2	P2 MC2E	F MCO1	F MCO2	F MC2E
Placebo	0.006	-0.0832		-0.0112	-0.1803		-0.1077	-0.2501	
Tratamiento 1	0.0012	-0.1128		0.0777	-0.1426		0.0304	-0.1778	
Tratamiento 2	-0.1367	0.0142		-0.0399	0.0112		-0.0595	-0.0118	
Abrir correo			0.1342			0.2516			0.074
Controles	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
R^2	0.0005	0.3688		0.0003	0.25		0.0005	0.2762	
Media control	4.53			4.85			5.42		
N	1858			1260			1316		

Fuente: elaboración propia.

*** estadísticamente significativo al 99%, ** al 95%, * al 90%. Modelos lineales. Errores estándar robustos. P1 indica primer parcial, P2 segundo parcial, F final. R^2 no reportado cuando adopta valores negativos en MC2E.

5 Conclusiones preliminares

Este informe documenta los resultados de una campaña de sensibilización vía correo electrónico implementada en 2024 conjuntamente por la UBA y el BID en el programa de educación a distancia UBA XXI. La implementación fue exitosa, con casi nulos casos de rechazo y un *take-up* bastante elevado. En resumen, los resultados muestran importantes efectos de la intervención en la inscripción al primer examen parcial de cada materia. En particular, la cantidad de inscriptos al examen aumentó entre un 12 y un 31% como resultado del tratamiento aplicado.

Los ejercicios realizados permiten atribuir estos resultados a lo que se conoce como un *efecto saliencia*. Es decir, la intervención no provee a los estudiantes información nueva, sino que destaca información ya conocida, lo que ayuda a reducir los efectos de sesgos cognitivos que suelen contribuir a la deserción estudiantil. Además, nuestros resultados muestran importantes heterogeneidades: el tamaño y naturaleza del efecto varía considerablemente según el sexo, la materia y entre franjas etarias.

La campaña también parece haber tenido un efecto relevante (del orden del 30%) en la asistencia al examen, aunque la evidencia en este sentido no es concluyente. Finalmente, no encontramos evidencia que sugiera que la campaña haya tenido impacto sobre el rendimiento de los estudiantes.

Dado que una campaña de sensibilización vía correo electrónico tiene un costo económico casi nulo para una institución universitaria, los hallazgos

de este estudio destacan una oportunidad valiosa para las universidades argentinas. Es posible abordar el problema de la deserción estudiantil mediante intervenciones de este tipo, que pueden aumentar la retención en cursos introductorios o a distancia gracias a un uso inteligente de los hallazgos modernos de la economía del comportamiento. En ese sentido, este informe puede considerarse un paso inicial en una agenda de investigación más amplia orientada a diseñar intervenciones simples y costo-efectivas para reducir la deserción estudiantil en la educación universitaria en Argentina.

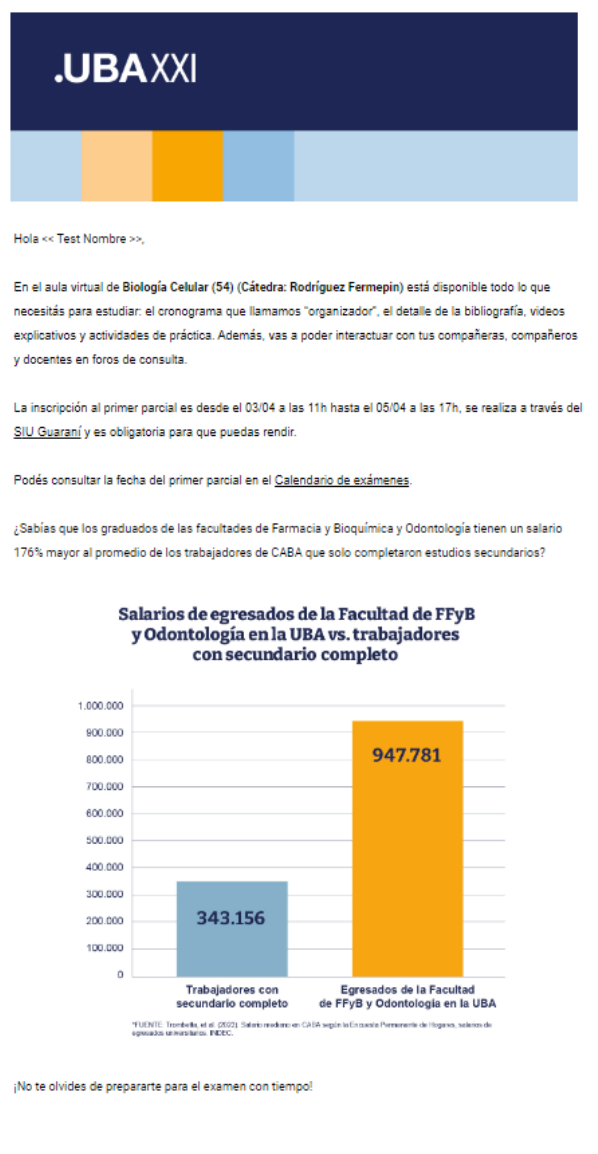
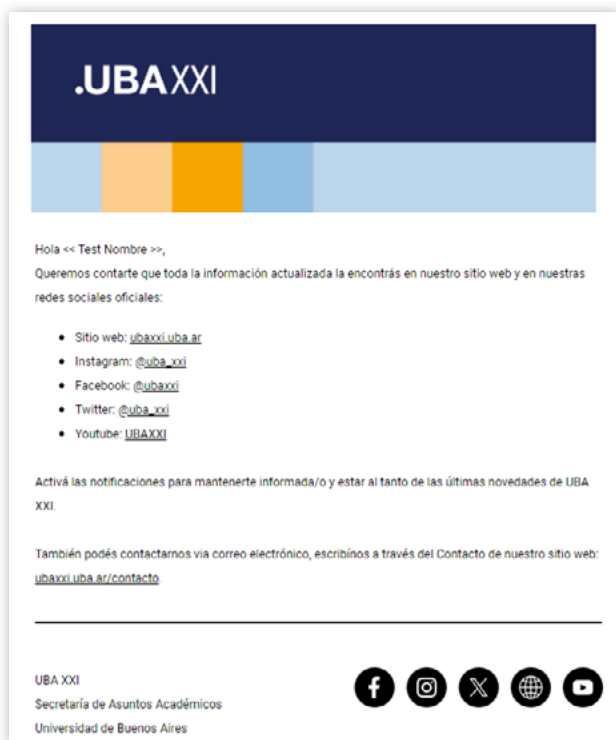
Es probable que existan alternativas interesantes al medio elegido. Dado que los resultados obtenidos son nulos o muy pequeños en las franjas de edad más jóvenes, resulta interesante explorar otras tecnologías que ya se han utilizado en intervenciones similares, como la comunicación a través de Whatsapp o redes sociales. Además, el uso de chatbots o herramientas de Inteligencia Artificial podría ser una opción atractiva para este grupo de estudiantes, ya que estas tecnologías tienen un mayor potencial de interacción y adaptación a las preferencias del público joven.

Para avanzar exitosamente en esa dirección, es necesario comprender mejor la naturaleza de los efectos hallados, sus determinantes, alcances y limitaciones. La heterogeneidad de los resultados observados sugiere la necesidad de explorar otras fuentes de variabilidad, como las diferencias entre materias, cátedras y características específicas de cada curso, que podrían tener un impacto considerable en los resultados y merecen ser considerados en futuras investigaciones para optimizar el diseño de este tipo de intervenciones.

6. Referencias bibliográficas

- Ajzenman, N. y Lopez Boo (2024). La ciencia de los detalles. Paidós.
- Ajzenman, N.; Elacqua, G.; Hincapie, D.; Jaimovich, A.; López Boo, F.; Paredes, D. & Román, A. (2021). *Career choice motivation using behavioral strategies*. Economics of Education Review 84, pp. 1-8.
- Baker, R.; Evans, B.; Dee, T. (2016). *A Randomized Experiment Testing the Efficacy of a Scheduling Nudge in a Massive Open Online Course (MOOC)*. AERA Open 2(4), pp. 1-18. Disponible en: <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1194402.pdf>.
- Brown, A., Basson, M., Axelsen, M., Redmond, P., & Lawrence, J. (2023). *Empirical Evidence to Support a Nudge Intervention for Increasing Online Engagement in Higher Education*. Education Sciences, 13(2), 145. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/educsci13020145>
- Castleman, B. & Meyer, K. (2020). *Can Text Message Nudges Improve Academic Outcomes in College? Evidence from a West Virginia Initiative*. The Review of Higher Education 43 (4), pp. 1125-1165.
- Castleman, B. & Page, L. (2016). *Freshman Year Financial Aid Nudges: An Experiment to Increase FAFSA Renewal and College Persistence*. Journal of Human Resources 51 (2), pp. 389-415.
- Castleman, B. & Page, L. (2015). *Summer nudging: Can personalized text messages and peer mentor outreach increase college going among low-income high school graduates?* Journal of Economic Behavior and Organization 115, pp. 144-160.
- Edisherashvili, N., Saks, K., Pedaste, M., Leijen, Ä. (2022). *Supporting Self-Regulated Learning in Distance Learning Contexts at Higher Education Level: Systematic Literature Review*. Front Psychol 18(12). 10.3389/fpsyg.2021.792422
- Ezcurra, A. (2022). Abandono estudiantil y clase social. Hipótesis diagnósticas y conceptos. AES XIV (25), pp. 176-194.
- García, A. & Adrogué, C. (2015). Abandono de los estudios universitarios: dimensión, factores asociados y desafíos para la política pública. Revista Fuentes 16, pp. 85-106.
- Harackiewicz, J. & Priniski, S. (2018). *Improving Student Outcomes in Higher Education: The Science of Targeted Intervention*. Annual Review of Psychology 69, pp. 409-435. Disponible en: <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-122216-011725>
- Imbens, G. (2010). *Better LATE Than Nothing: Some Comments on Deaton (2009) and Heckman and Urzua (2009)*, Journal of Economic Literature 48 (2), pp. 399-423.
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus & Giroux.
- Maccagno, A.; Mangeaud, A.; Somazzi, C. & Esbry, N. (2017). La deserción estudiantil en el primer año de la universidad. Universidad Nacional de Córdoba.
- Parte, L. & Mellado, L. (2021). *Motivational Emails in Distance University*. Journal of Educators Online, 18(3). Institute of Educational Sciences. Disponible en: <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1320665.pdf>
- Rogers, T. & Feller, A. (2018). *Reducing student absences at scale by targeting parents' misbeliefs*. Nature Human Behaviour 2, pp. 335-342.
- Thaler, R. & Sunstein, C. (2008). *Nudge: Improving Decisions about Health, Wealth, and Happiness*. Yale University Press.
- Trombetta, M.; Pascuariello, G.; Sidicaro, N.; Trebotic, G. & Sonzogno, P. (2022). Credenciales universitarias y diferenciales salariales en la estructura productiva argentina. Estudios de economía 49 (2), pp. 231-255.

Anexo 1. Modelos de mails enviados





.UBA
Universidad de
Buenos Aires

