

Rendimiento Educativo y COVID-19: un análisis de impacto en la educación superior

María María Ibáñez Martín¹

Cintia Karina Martínez²

Andrea Castellano³

Resumen:

La pandemia por COVID-19 introdujo cambios abruptos en la modalidad de enseñanza en la educación superior. El objetivo de este trabajo es realizar una evaluación de la incidencia de la virtualización de la enseñanza sobre el rendimiento académico de los estudiantes de la Universidad Nacional del Sur. Se realiza un análisis de diferencia causal utilizando la técnica Propensity Score Matching (PSM) con diferentes estrategias de emparejamiento. Para robustecer los resultados se estiman modelos Fully Interacted Linear Regression Model (FILM) y Doble Regresión Robusta. Entre las conclusiones se observa un peor rendimiento en aquellos estudiantes que culminaron su formación media en contexto de virtualidad, en comparación con aquellos que tuvieron su formación media presencial. Los estudiantes ingresantes en 2020, pero que culminaron el secundario de forma presencial, presentan un peor desempeño en el avance en la carrera y en la cantidad de materias aprobadas que aquellos que cursaron su primer año presencial; sin embargo, obtienen mejores calificaciones en promedio. Por otro lado, los estudiantes más avanzados se vieron favorecidos por la enseñanza mediada por tecnología. Los resultados obtenidos conforman un aporte relevante para ámbito de la economía de la educación y la toma de decisiones en las instituciones de educación superior.

Palabras claves: Pandemia por COVID-19, Rendimiento académico, Educación superior, Propensity Score Matching.

¹ Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur (IIESS), Departamento de Economía, Universidad Nacional del Sur (UNS) - CONICET, Bahía Blanca, Argentina. mariamariaibanez@gmail.com

² Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur (IIESS), Departamento de Economía, Universidad Nacional del Sur (UNS) - CONICET, Bahía Blanca, Argentina. cmartinez@uns.edu.ar

³ Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur (IIESS), Departamento de Economía, Universidad Nacional del Sur (UNS) - CONICET, Bahía Blanca, Argentina. acastell@uns.edu.ar

Agradecimiento: Agradecemos al Dr. Juan Dip por sus valiosos comentarios sobre el trabajo.

1. Introducción

El cese temporal de las actividades presenciales en las instituciones de educación superior durante la pandemia por COVID-19 ha operado como un enorme disruptor sobre su funcionamiento. El impacto de la pandemia seguramente ha sido muy variable y relativo a la capacidad para mantener las actividades académicas que fue disímil en el sistema universitario argentino.

Un informe de UNESCO (2020) publicado luego de los primeros meses de la pandemia, examina las acciones que han emprendido los gobiernos para garantizar el derecho a la educación superior durante la misma. Señala que las respuestas desde las instituciones de educación superior han cubierto distintos ámbitos: el frente estrictamente sanitario, el ajuste de los calendarios académicos, la contribución desde la investigación y el desarrollo a mitigar la pandemia, la garantía de continuidad de actividades formativas por medio de la educación a distancia, y el apoyo en recursos bibliográficos y tecnológicos y también socioemocional a la comunidad universitaria. El elemento común y central fue la incorporación de tecnologías aplicadas al desarrollo de las actividades académicas. Se realizaron inversiones en equipamiento y conectividad para asegurar la continuidad de las mismas⁴.

La falta de referencias a crisis globales de características similares en el pasado hace difícil poder predecir sus consecuencias inmediatas y de mediano plazo en la educación superior. El objetivo de este trabajo es realizar una primera evaluación de la incidencia de la virtualización de la enseñanza, sobre el rendimiento académico de los estudiantes de la Universidad Nacional del Sur.

Indagar acerca del impacto que tuvo la pandemia en la educación superior contribuirá: a cuantificar sus costos, a evaluar la efectividad de la inversión gubernamental realizada, al diseño de acciones que permitan compensar las diferencias de rendimiento y detectar las oportunidades de la virtualización, a proponer acciones para mejorar el rendimiento académico a partir de la identificación de nuevos factores. Cabe destacar que la pandemia impuso la necesidad de la enseñanza mediada por tecnologías, que, si bien se estaba incorporando en mayor o menor medida en las universidades, generaba cierta resistencia. Aun así, la respuesta fue inmediata en la UNS y el 12 de abril de 2020, a pocos días de decretado el aislamiento preventivo y obligatorio (ASPO) se dio inicio al primer cuatrimestre.

Para cumplimentar el objetivo se utilizan datos para las cohortes 2017, 2018, 2019, 2020 y 2022 de estudiantes de la UNS en base a información suministrada por la Dirección General de Sistemas de Información extraída del SIU Guaraní, combinada con datos permanentes provenientes de la ficha que completan los ingresantes. Se realiza un análisis de diferencia causal utilizando la técnica Propensity Score Matching (PSM) con diferentes estrategias de emparejamiento. Con el objetivo de robustecer los resultados se estiman modelos Fully Interacted Linear Regression Model (FILM) y Doble Regresión Robusta.

Existen antecedentes que utilizan técnicas de inferencia causal para evaluar el efecto del COVID-19 sobre la educación primaria y secundaria. Recientemente, Ham, Vázquez y Yanez-Pagans (2023) estudiaron los efectos de la exposición diferencial al COVID-19 en los resultados

⁴ A través de las convocatorias Plan VES I y II desde la Secretaría de Políticas Universitarias se acompañó a las universidades públicas para fortalecer sus estrategias de virtualización durante el contexto de pandemia y en el período de la postpandemia. El financiamiento para el sistema universitario ascendió a \$1.490.000.000 en el VES I y \$1.487.414.181 en el VES II. Luego se lanzaron el VES III y IV.

educativos para Guatemala, pero para los niveles inicial, primario y medio. A partir de una clasificación gubernamental de los distintos municipios según la tasa de infección, y usando datos de panel, estiman los efectos de la pandemia sobre deserción escolar, promoción y cambio de escuela. Encuentran que las áreas con mayores contagios enfrentaron consecuencias educativas negativas más severas, con tasas de deserción mayores, tasas de promoción más bajas y una mayor proporción de estudiantes que migraron del sector privado al público. Estos indicadores muestran diferencias según el nivel de estudios, evidenciando mayores pérdidas en la educación inicial y primaria. Sin embargo, no se encuentran antecedentes similares para la educación superior argentina. Se presume que esta carencia responde a la alta exigencia de información que las técnicas de inferencia causal requieren para su correcta aplicación.

Luego de esta introducción, este trabajo se estructura de la siguiente manera: En la sección 2 se presenta una revisión sobre los factores determinantes del rendimiento educativo en educación superior; en la sección 3, se describen las medidas tomadas por la Universidad Nacional del Sur durante la pandemia por COVID-19; en el apartado 4, se describe las diversas metodologías aplicadas para el trabajo empírico, la base de datos y las variables utilizadas. En la sección 5, se presentan los resultados encontrados y, finalmente, en la sección 6 se presentan las conclusiones.

2. Los determinantes del rendimiento académico en educación superior

La preocupación por el rendimiento académico en la educación superior argentina excede el escenario de la pandemia. Entre los indicadores empleados para su cuantificación se destaca la relación entre la duración teórica y real de las carreras. Los datos de la Secretaría de Políticas Universitarias⁵ al último informe registrado (2021-2022) muestran que la brecha es amplia: solo el 27,7% de los estudiantes universitarios argentinos egresa en el tiempo teórico previsto, y este número se reduce al 23,7 % en las universidades públicas, un indicador que viene descendiendo a favor del incremento de las privadas, con apenas un muy leve incremento en 2021 respecto del período inmediato anterior. La situación no es diferente en el caso de la UNS, que evidencia una relación ingreso-egreso del 17 % en promedio para el período 2018-2022, según cifras de SIU Araucano.

Existen varios estudios para Argentina y para la UNS en particular, que han abordado el rendimiento académico en la educación superior. Di Gresia, Porto y Ripani (2002) analizan los determinantes del rendimiento estudiantil para la población de universidades públicas. Como medida de rendimiento consideran la cantidad de materias aprobadas por año y utilizan cinco grupos de variables explicativas: la universidad y la carrera; las características del estudiante y su familia; el tipo de escuela secundaria (público-privada) de la que proviene el estudiante; el sendero de carrera del estudiante (años desde el ingreso); y las horas de estudio. Entre los resultados obtenidos se destacan que los varones tienen menor rendimiento en los estudios que las mujeres y que los estudiantes extranjeros tienen menor rendimiento que los argentinos. A su vez, la escuela secundaria es un factor explicativo estadísticamente significativo del rendimiento: los alumnos que provienen de escuelas privadas tienen mejor rendimiento que los de escuelas públicas. Entre los factores que tienen un efecto positivo sobre el rendimiento aparecen: el cambio de residencia para poder asistir a la universidad, la cantidad de horas dedicadas al estudio incluyendo clases, la educación del padre y de la madre, y estar activo en el mercado de trabajo. Entre los factores que tienen un efecto negativo se señalan: el

⁵ El problema de la diferencia entre duración real y la duración teórica de los planes de estudio ha sido señalado tanto en el segundo punto de la declaración suscrita en diciembre de 2021 por el Ministerio de Educación y el CIN, como en la consiguiente resolución de este Consejo, de marzo de 2023 (Anexo Res. CE CIN 1752/23).

tener que viajar entre distintas jurisdicciones para asistir a la universidad y los años de permanencia. Como era de esperar, el origen del financiamiento es una variable estadísticamente significativa el mayor rendimiento corresponde a los estudiantes que se financian con beca y aporte familiar.

García de Fanelli (2014) analiza la producción académica entre 2002 y 2012 referida a las múltiples dimensiones y determinantes que se esconden tras los indicadores de rendimiento académico y abandono de los estudios de grado en las universidades nacionales de Argentina. La autora encuentra que, entre los principales determinantes factores individuales, vinculados con el capital cultural y social de los estudiantes (especialmente, la formación académica previa y la educación de los padres), el género (mejor rendimiento de las mujeres) y la actividad económica de los alumnos. Por otro lado, varias de estas investigaciones muestran que una mayor cantidad de horas trabajadas, particularmente al inicio de los estudios, incide negativamente sobre los resultados y que el mejor rendimiento se alcanza cuando los estudios se financian a través de becas y apoyo familiar o becas exclusivamente. En el estudio se destaca que la mayoría de los trabajos ha centrado su atención en los factores extra-organizacionales, vinculados principalmente con variables sociodemográficas, socio-educativas y socio-económicas de los estudiantes y de sus familias. Son escasas las investigaciones que han abordado el impacto que tiene sobre el rendimiento y el abandono, la duración y flexibilidad de los planes de estudio, los planes de becas existentes, las tecnologías pedagógicas implementadas o la cultura organizacional, entre otros.

Varios trabajos se han realizado sobre rendimiento académico en la Universidad Nacional del Sur (Ortiz de Guevara (2003), Morresi (2014), Arnaudo, Ibañez Martín y Morresi (2016), Ibañez Martín, Morresi, Delbianco (2017), Ibañez Martín, Arnaudo y Morresi (2018), Arnaudo, Ibañez Martín y Morresi (2019), Ibañez Martín, Arnaudo, Morresi (2020)). Morresi (2014) analiza los motivos del abandono en la UNS, agrupándolos en causas propias del estudiante que conforman su bagaje personal (historia de vida, patrimonio cultural, hábitos de estudio, vocación, modalidades de estudio diferentes, entre otros), en cuestiones relacionadas con el medio familiar (estructura familiar, nivel de ingresos, situación laboral, etc.) y causales que anidan en el plano institucional (desfasajes estructurales en la enseñanza primaria y secundaria, deficiencias en los dispositivos institucionales interuniversitarios destinados a garantizar la retención, permanencia y egreso en tiempo promedio y la ausencia de políticas desde los estamentos ministeriales competentes).

Arnaudo, Ibañez Martín y Morresi (2016) indagan sobre el desempeño de los estudiantes de la carrera de Medicina en la Universidad Nacional del Sur, que se dicta bajo la modalidad de enseñanza denominada aprendizaje basado en problemas (ABP), y lo comparan con el de los alumnos que cursan otras carreras que se dictan en la institución. Concluyen que dado que el perfil de los alumnos las diferencias se observan al inicio de la carrera universitaria y que se desvanecen cerca de la graduación. Este comportamiento podría atribuirse a la metodología de enseñanza (ABP) y condiciones de ingreso aplicados a la carrera de Medicina de la UNS.

Ibañez Martín, Morresi, Delbianco (2017) evalúan la eficiencia en instituciones de educación superior en la UNS empleando fronteras estocásticas. Examinan la incidencia que las características de la institución —planta docente, sistemas de ingreso, sistema de becas, entre otros— y de los estudiantes —residencia, nivel sociocultural, escuela de procedencia— tienen sobre el rendimiento. Consideran la cantidad de materias promedio que los alumnos de cada carrera han logrado aprobar hasta 2014 desde su año de ingreso a la UNS y definen la ineficiencia como la diferencia existente entre las materias aprobadas y las que deberían haber

aprobado en función de su plan de estudios. Los autores encuentran que la eficiencia está muy influenciada por las condiciones de ingreso y de cursado establecidas, como así también la formación académica del plantel docente y la cantidad de estudiantes becados. También concluyen que la continuidad en los estudios (comienzo inmediato al egreso del secundario), el nivel educativo del hogar, la residencia y la escuela de la que provienen los alumnos son determinantes del desempeño.

Ibañez Martín, Arnaudo y Morresi (2018) evalúan el impacto de un conjunto de medidas implementadas por la SPU tendientes a morigerar la tasa de abandono en las universidades nacionales, a propiciar la graduación y a disminuir la prolongación de los estudios más allá de la duración teórica de las carreras⁶. Mediante la evaluación de un conjunto de indicadores, la utilización de estadística descriptiva y regresiones econométricas, analizan el desempeño de los estudiantes ingresantes en 2010 y 2011 que cursan las carreras que fueron alcanzadas por estas acciones gubernamentales para la UNS, para analizar si dichos programas generaron una mayor inclusión y retención. El estudio concluye que las características personales de los estudiantes son un fuerte determinante de la probabilidad de conseguir un mejor rendimiento académico. Los alumnos, independientemente de la carrera que estudian, se ven fuertemente influenciados por el clima educativo del hogar, su condición laboral, la escuela en la que cursaron sus estudios medios y, también, la edad con la que comenzaron sus estudios universitarios. El único determinante que pareciera incidir de manera desigual es la residencia de los alumnos, afectando negativamente a aquellos alumnos que provienen de hogares fuera de Bahía Blanca y que estudian ciencias no aplicadas.

Las mismas autoras en 2019 analizan un conjunto de indicadores para las Universidades Nacionales de gestión pública para el periodo comprendido entre 2003-2013, encontrando que el incremento en el gasto destinado a la educación superior tiene concordancia con una mejora en las funciones de enseñanza e investigación. Observan que en promedio la tasa de graduación ha aumentado en el período considerado, pero aún es baja en términos absolutos. Asimismo, el incremento en la tasa de retención estaría dando cuenta de una disminución en la tasa de abandono.

Posteriormente, en 2020 analizan el rendimiento de los estudiantes de la Licenciatura en Enfermería para las cohortes 2010 y 2011, empleando modelos logísticos ordenados en su versión generalizada. Constatan que su rendimiento está influenciado por la tenencia de título previo, el cursado de ciclos propedéuticos, el género, la condición laboral y la asistencia a la sede de Bahía Blanca. Adicionalmente, obtener mejores logros está favorecido si el estudiante trabaja, mientras que la edad, el tipo de gestión de la escuela en la que terminó sus estudios y el clima educativo del hogar resultan no significativos. En el caso de los estudiantes del resto de las carreras de la UNS el género y la condición de residente no parecen influenciar en los logros educativos, mientras que se ven favorecidos por pertenecer a hogares de clima educativo alto, comenzar los estudios inmediatamente luego de haber egresado del nivel medio y haberse graduado de una escuela de gestión privada. Mientras que el rendimiento se ve negativamente influenciado si el alumno está activo en el mercado laboral.

Con leves diferencias puede concluirse que los determinantes del rendimiento educativo encontrados en la revisión bibliográfica presentan homogeneidad. Una característica que se desprende es la ausencia de variables que capten el impacto del uso de tecnologías de la información y la comunicación (TICs) sobre el rendimiento.

⁶ Dichas medidas incluyen los Proyectos de Mejoramiento de la Enseñanza, el Programa de Articulación Escuelas Medias Universidad, los Proyectos de Apoyo y los Programas de Becas Universitarias, entre otros.

El contexto de aislamiento social generado por la pandemia mundial motivó que el interés por las TICs sea creciente en todos los ámbitos y, en particular, en el de la educación, debido a que puso de manifiesto el perjuicio de la desigualdad en acceso y uso de las TICs. Literatura reciente se encuentra para el nivel de enseñanza media, que incorpora entre los diferentes determinantes de los logros educativos, el rol de las TICs. Alderete y Formichella (2023) analizan la relación entre el acceso a las TICs en los hogares y el fracaso escolar, a partir de datos de la evaluación nacional de los aprendizajes “Aprender 2016” para estudiantes del último año de nivel educativo medio en la provincia de Buenos Aires. Diferencian entre acceso (disponibilidad de las tecnologías) y uso (cómo y con qué fines se utilizan). A partir de esta distinción, se utilizan dos brechas digitales, una denominada “primera” referida al acceso a las TICs y otra llamada “segunda” relacionada a las desigualdades en la capacidad de obtener beneficios de las mismas. Con relación a la primera brecha, encuentran un impacto significativo de la disponibilidad de TICs en el hogar sobre el fracaso escolar de los estudiantes al observar que es más probable que un estudiante no alcance el nivel de desempeño educativo considerado básico si en su hogar no tiene acceso a computadoras con Internet.

En la misma línea González, F. E. y Arévalo-Wierna, C. (2023) analizan el acceso y uso de TICs entre los adolescentes de Argentina, así como la correlación de estas tecnologías con el rendimiento académico en el nivel secundario, empleando también datos del operativo Aprender 2016. Encuentran desigualdad en el acceso a TICs entre los adolescentes. Mayoritariamente observan la tenencia de celular propio, pero encuentran que una importante proporción no tiene acceso a computadora ni internet en el hogar, con variaciones según viva en un ámbito urbano-rural, género, sector de gestión de la escuela a la cual asiste, nivel socioeconómico y provincia. También identifican que el tipo, la frecuencia y la percepción de dificultad varía en la población analizada, siendo indicio de posible desigualdad digital.

Son casi nulas las referencias de investigaciones empíricas de rendimiento en educación superior posteriores a la pandemia. En un trabajo realizado para Brasil, De Olivera Pontes (2021), evalúa el impacto de la pandemia sobre el desempeño de los estudiantes de posgrado en el examen Nacional de Desempeño de Estudiantes (ENADE) de 2017 y 2021, para 446 municipios de Brasil y 2369 carreras de posgrado. El autor emplea datos de panel, y no encuentra diferencias en el desempeño en forma agregada de los estudiantes que se presentaron a ENADE.

3. El marco normativo que estableció el desarrollo de las actividades académicas en la UNS durante la pandemia.

Iniciada la pandemia por COVID-19, en marzo de 2020, a través del decreto del poder ejecutivo nacional DNU 260/20 y sus modificatorias, se dispone para nuestro país la emergencia sanitaria y el aislamiento y distanciamiento social preventivo y obligatorio. A partir de esta disposición, la UNS emite diferentes resoluciones a través de rectorado y del Consejo Superior Universitario (CSU) para organizar las actividades académicas dentro de la institución. Se identifican etapas con total suspensión de las actividades presenciales y otras con intermitencia hasta la recuperación plena de las actividades presenciales, a partir del primer cuatrimestre de 2022.

La primera etapa comprende la suspensión de las actividades presenciales durante todo el año 2020. Las primeras normas que configuraron este escenario fueron adoptadas por rectorado y luego ratificadas por el CSU. Las más destacadas son las siguientes: la R-151/20 que reprograma el inicio de clases de los estudiantes universitarios al 13 de abril de 2020; la resolución R-183/20 que autoriza a los docentes universitarios a tomar exámenes finales y parciales en modalidad

no presencial; la resolución R-239/20 que establece el período de duración del primer cuatrimestre de dieciséis semanas, y su finalización el 31 de julio. Por su parte la R-172/20 establece el cierre de los edificios de la UNS, con ingreso únicamente de personal esencial y habilita el trabajo desde el domicilio; la R-203/20 prorroga la suspensión de toda actividad no esencial en la UNS y la modalidad de clases no presencial en los niveles preuniversitario y universitario, hasta que el Poder Ejecutivo Nacional disponga la finalización o el cambio de modalidad del aislamiento social, preventivo y obligatorio. La Res CSU 290/20 emitida el 20 de agosto de 2020 mantiene la suspensión de actividades presenciales al establecer las pautas para el nivel universitario durante el segundo cuatrimestre de 2020. Concretamente, dispone que las clases cuyas características lo permitan se dictarán de modo no presencial, los exámenes de las asignaturas cuyas características lo permitan, continuarán tomándose en modalidad no presencial y que los exámenes que las unidades académicas dispongan que necesariamente deban tomarse de forma presencial, se desarrollarán de acuerdo al protocolo que corre como anexo de dicha resolución.

Una segunda etapa, que podría definirse como de presencialidad intermitente, se identifica al comienzo de 2021. A través de la resolución CSU 83/21 se establecen las pautas y los lineamientos generales para el reinicio de las actividades presenciales durante el primer cuatrimestre de 2021. La misma dispone que el retorno a estas actividades se realizará extremando los cuidados de manera que se garantice el menor riesgo posible de contagio y propagación de COVID-19 para toda la comunidad universitaria. Durante la misma se mantendrá la apertura de todos los edificios e instalaciones de la Universidad a todos los fines administrativos, académicos y de investigación, sin acceso del público en general salvo autorización de la dependencia. No habrá limitación horaria para la permanencia del personal dentro de la UNS, ni para la franja horaria en la cual se desarrollarán las actividades presenciales. El acceso de estudiantes será libre, respetándose el distanciamiento y el aforo establecidos.

Luego de este inicio se suspendieron las actividades durante mayo y junio, permaneciendo cerrados los edificios e instalaciones de la Universidad⁷. A partir del 24 de junio la Res. CSU 305/21 dispone que las clases presenciales se retoman en el nivel universitario de acuerdo a lo establecido en la Res. CSU-290/20 y modificatorias. Así se concluye que mayoritariamente las actividades presenciales fueron suspendidas durante el primer cuatrimestre de 2021.

Durante el segundo cuatrimestre de ese año se da inicio nuevamente a un retorno paulatino a la presencialidad limitada por el cumplimiento de aforos y protocolos de seguridad e higiene. La Res CSU 451/21 establece las pautas y lineamientos generales para el funcionamiento de las actividades académicas presenciales y no presenciales en el nivel universitario y preuniversitario, y para el uso de aulas y laboratorios teniendo en cuenta los aforos establecido por el Servicio de Higiene y Seguridad en el Trabajo. Así, La Res. CSU 472/21 da inicio a la actividad presencial el 23 de agosto de 2021.

Una tercera etapa comienza a partir del 2022 cuando se retoman las actividades presenciales con normalidad. La Res. CSU 614/21 establece las pautas para el funcionamiento del nivel

⁷ Estas fueron la R-245/21 durante el período comprendido entre el 3 y el 21 de mayo inclusive (ratificada por la CSU 195/21); la R 324/21 entre el 22 y el 30 de mayo inclusive (ratificada por la Res. CSU 268/21); la R-341/21 entre el 31 de mayo y el 13 de junio inclusive (ratificada por la Res. CSU 278/21); la R-390/21 entre el 14 y el 19 de junio inclusive del corriente año; la R-417/21 entre el 22 y el 26 de junio inclusive (ratificadas éstas últimas por la Res. CSU 304/21).

universitario durante el primer cuatrimestre de 2022. Dispone que, a partir de la finalización del receso estival de 2022, los exámenes parciales y finales, coloquios, y otras instancias de evaluación que definan la aprobación de las asignaturas, serán presenciales y las clases prácticas tendrán las modalidades vigentes con anterioridad al 20 de marzo de 2020. Las clases teóricas serán presenciales, con sistema bimodal cuando la infraestructura lo permita. Las resoluciones CSU 97/22 y CSU 98/22, de marzo de 2022, derogan un conjunto de disposiciones vigentes durante la pandemia y disponen que la actividad laboral en el ámbito de la UNS será normal, atendiendo los “Lineamientos sanitarios para el retorno a la presencialidad plena” en Universidades e Institutos Universitarios con asiento en la provincia de Buenos Aires, conforme a la Res. 4/2022 conjunta del Ministerio de Salud y Jefatura de Gabinete de la provincia de Buenos Aires.

En síntesis, dadas las medidas tomadas por la UNS se identifica al año 2020 como aquel en el que la virtualidad fue plena y alcanzó a toda la población estudiantil. Mientras que 2021, dada su intermitencia no puede ser considerado como parte del tratamiento que en este trabajo se pretende evaluar. Por su parte las actividades desarrolladas durante los años previos al 2020 y el 2022 corresponden a un escenario no afectado por la pandemia.

4. Metodología y Base de Datos

Los trabajos enfocados en la evaluación de impacto tienen por objetivo mensurar los cambios en el nivel de bienestar de una población de interés producto de una política, intervención o proyecto (Garganta y Gasparini, 2015). Las técnicas estiman el efecto promedio de una determinada intervención sobre el conjunto de individuos alcanzados, a partir de la estimación del contrafactual (Dehejia y Wahba, 2002). Este último implica estimar cómo sería el nivel de bienestar del individuo que fue alcanzado por la política, si no hubiera sido afectado (Heredia y Cueto, 2020).

El gran problema que enfrentan las técnicas de evaluación de impacto es que un mismo individuo no puede ser observado con y sin tratamiento, dado que las personas son o no son alcanzadas por la política. Este aspecto hace necesaria la concreción de lo que se conoce como “grupo control” que es un conjunto de comparación que no fue alcanzado por el tratamiento. El resultado de la estimación del impacto del programa/intervención surge de comparar el grupo de tratamiento con el grupo de control (Dip y Aliprandini, 2015).

En este trabajo se busca estimar el efecto de la virtualización de la educación superior (en el marco de la pandemia por COVID-19) sobre el rendimiento educativo de los estudiantes. Es decir, se quiere mensurar el efecto promedio del tratamiento sobre el tratado, ATT (por sus siglas en inglés). Si la situación objetivo de análisis pudiera plantearse en un laboratorio, el ATT debería estimarse comparando el rendimiento del estudiante que cursó sus estudios universitarios en 2020 (con virtualidad completa) como si no hubiera habido medidas de Aislamiento Preventivo y Obligatorio. Como es imposible revertir las medidas tomadas en 2020, es decir observar al mismo estudiante con y sin pandemia durante su cursado en la Universidad, el contrafactual no puede observarse y debe ser estimado. Los métodos para realizar estimaciones de impacto son diversos, entre los que se destaca el Propensity Score Matching (PSM).

a. Propensity Score Matching

La construcción del contrafactual con la técnica de Propensity Score Matching se basa en la utilización de datos observacionales (Rosenbaum y Rubin, 1983). El PSM compara el

resultado de los individuos alcanzados por la medida con un conjunto de unidades que no participan, pero que poseen características observables similares. Así, el efecto de la estimación se computa a partir del resultado de los individuos tratados en comparación con los no tratados, que son iguales en características relevantes para el fenómeno bajo estudio. En el caso de este trabajo, compara alumnos que han cursado su primer año en la universidad con virtualización de la educación con otros que lo han realizado de forma presencial pero que son iguales en términos del nivel educativo de sus hogares, la carrera que estudian, la escuela en la que terminaron sus estudios secundarios, etc.

La identificación del efecto causal en estudios observacionales no es directa ya que se puede observar en quienes participan en el programa, o bien, en quienes no lo hacen, pero nunca en ambos grupos (Dehejia y Wahba, 2002). Generalmente, en este tipo de políticas la asignación del programa no está aleatorizada. Esto podría generar problemas de sesgo de selección, es decir el efecto del programa puede estar sesgado por diferencias entre participantes y no participantes. El PSM tiene un rol central en estas situaciones.

Una de las bondades que posee el método PSM es la reducción de dos sesgos inherentes a datos de tipo observacional (Dip, 2016): el sesgo conocido como overlap que se genera por la falta de coincidencia en la distribución y el que surge por la heterogeneidad en la participación relativa de los individuos tratados, conocido como density bias. Por el contrario, la consistencia de los estimadores del PMS está sujeta al cumplimiento del supuesto de independencia condicional y el o de soporte común o condición de dominio común (Heckman, Ichimura, Smith, y Todd, 1998). El primero de ellos, asume que hay un conjunto de variables condicionantes (control) del resultado que son independientes del tratamiento. Para que este supuesto se cumpla es necesario que todas las variables que afectan la participación sean observables (Cerulli, 2015).

El PSM funciona de la siguiente manera: el impacto de un tratamiento (educación virtual en el marco de la pandemia por COVID-19) para un estudiante universitario i , denotado como δ_i , se estima como la diferencia entre el resultado potencial (rendimiento académico) en el caso de tratamiento ($Y1i$) y el resultado potencial sin tratamiento ($Y0i$). Así, el impacto $\delta_i = Y1i - Y0i$.

El efecto promedio del tratamiento, conocido como ATE por sus siglas en inglés, es el valor esperado del impacto de un tratamiento y se define como $E(\delta) = E(Y_1 - Y_0)$. Este efecto capta el impacto promedio que tuvo la pandemia por COVID-19 en el rendimiento de los estudiantes universitarios de la UNS. A pesar de la relevancia del efecto promedio, para realizar una evaluación de impacto lo que realmente interesa es el efecto que una determinada política tuvo para aquellos que realmente fueron alcanzados por la misma. Este efecto es conocido como efecto promedio del tratamiento sobre el tratado, ATT (por sus siglas en inglés). En este trabajo, el ATT recogerá el impacto de la educación universitaria virtual de aquellos que efectivamente hayan cursado su primer o tercer año bajo dicha modalidad. El mismo se estima de la siguiente manera:

$$ATT = E(Y_1 - Y_0 | D = 1)$$

La dificultad que supone la estimación del ATT es que se requiere la estimación del contrafactual (cuál hubiera sido el rendimiento del estudiante tratado, en ausencia del tratamiento) dado que no todos los parámetros del ATT son observables. El contrafactual puede encontrarse en la fórmula del ATT reordenando matemáticamente sus términos: $ATT = E(Y_1 | D = 1) - E(Y_0 | D = 1)$. El segundo término es el componente del ATT que es

inobservable, mientras que el primero sí puede ser observado. Adicionalmente, se puede obtener el valor Y_0 para los estudiantes que cursaron su primer o tercer año de forma presencial (no tratados): $E(Y_0 | D = 0)$. Si se diferencia, se obtiene $\Delta = E(Y_1 | D = 1) - E(Y_0 | D = 0)$ y sumando y restando a esta expresión el término $E(Y_0 | D = 1)$ se obtiene:

$$\Delta = E(Y_1 | D = 1) - E(Y_0 | D = 1) + E(Y_0 | D = 1) - E(Y_0 | D = 0)$$

$$\Delta = ATT + E(D = 1) - E(D = 0)$$

$$\Delta = ATT + SES$$

Donde el término $E(D = 1) - E(D = 0)$ representa el sesgo de selección, es decir la diferencia entre el contrafactual para los individuos tratados y el resultado observado para el individuo no tratado. En términos de este problema es la diferencia entre el rendimiento potencial de los individuos tratados si no lo hubieran estado y la performance de los individuos que efectivamente no fueron alcanzados por la pandemia. La principal meta es lograr que SES sea cero y para que el PSM funcione de la mejor manera, es indispensable que se cumplan los dos supuestos nombrados anteriormente, que se definen de la siguiente manera:

- Independencia condicional o selección sobre observables: existe un conjunto de X co-variables observables, tal que, después de controlar por ellas, los resultados potenciales son independientes del estatus de tratamiento: $(Y_1, Y_0) \perp D | X$.
- Supuesto de un soporte común o condición de dominio común: para cada valor de X , existe una probabilidad positiva de ser tratado y no tratado: $0 < P(D = 1 | X) < 1$.

El PSM construye una comparación estadística grupal, modelando la probabilidad de participar en un determinado programa en base a características observadas que no son afectadas por el programa. Los participantes son aparejados en base a su probabilidad o propensity score (PS) con aquellos que no participan, usando distintos métodos de emparejamiento. Las estrategias de Matching que se han evaluado en este trabajo han sido: Nearest neighbor matching, radius matching o Caliper y Kernel.

b. Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO y FILM) y Propensity Score Matching (PSM)

Algunos modelos econométricos mal especificados que utilizan datos observacionales, por lo general, producen estimadores sesgados debido a la endogeneidad de las co-variables. Una fuente de dicho sesgo está relacionada con la carencia de solapamiento (overlap) de la distribución de los grupos de control y tratamiento. El análisis de regresión no permite identificar dicho solapamiento (Li, 2012).

De acuerdo a Goodman y Sianesi (2005), la regresión convencional por MCO puede sufrir dos potenciales fuentes de sesgos: i) si el modelo verdadero no fuera lineal en términos de sus características, la estimación del efecto tratamiento sería sesgada y ii) si el efecto varía de acuerdo a algunas características (del estudiante, por ejemplo), MCO no rescatará el ATT. Ambos sesgos son incrementados si algunos estudiantes se encuentran fuera del soporte común. Es decir, que existen estudiantes de la UNS que asistieron su primer/tercer año de universidad en pandemia para los cuales no existen estudiantes comparables en la muestra de los que cursaron dichos años en presencialidad. Adicionalmente, PSM es más robusto en el sentido que no limita el modo en que el efecto de la educación virtual pueda variar de acuerdo a las características individuales, sino por el contrario, persigue el objetivo de encontrar la mejor elección de un grupo de comparación apropiado.

Goodman y Sianesi (2005) proponen estimar una regresión de MCO, implementando un modelo Fully Interacted Linear Regression Model (FILM) en el cual la variable de tratamiento se coloca en interacción con cada una de las co-variables. Suponiendo que se tienen dos co-variables X_1 y X_2 y el tratamiento está representado por la variable binaria D , entonces la estrategia a seguir es:

$$Y = m_0(X_1, X_2) + \delta D + \delta_1(X_1 * D) + \delta_2(X_2 * D) + \delta_{12}(X_1 * X_2 * D) + u$$

$$\begin{aligned} \beta_{ATT} &= \delta + \delta_1 X_{1M} | D = 1 + \delta_2 X_{2M} | D \\ &= 1 + \delta_{12}(X_1 X_2 M) | D = 1 \beta_{ATU} = \delta + \delta_1 X_{1M} | D \\ &= 0 + \delta_2 X_{2M} | D = 0 + \delta_{12}(X_1 X_2 M) | D = 0 \beta_{ATE} \\ &= \delta + \delta_1 X_{1M} + \delta_2 X_{2M} + \delta_{12}(X_1 X_2 M) \end{aligned}$$

Donde XM representan las medias de las co-variables y $X_1 X_2 M$ la media del producto de ambas. Este modelo también permite ver la presencia de efectos heterogéneos y si no existen, la estimación del tratamiento del modelo simple de MCO podría coincidir con la estimación mediante FILM. Si, además, los grupos a comparar (tratamiento y control) son seleccionados sin que exista el problema de soporte común y hay balance entre las co-variables, la estimación de FILM será muy cercana a la del estimador conseguido mediante PSM. Esto permite observar la robustez de las estimaciones que se realizan. Finalmente, se debe resaltar que, si el modelo está correctamente especificado, MCO es más eficiente que PSM.

c. Doble regresión robusta

La estimación doblemente robusta combina una forma de regresión de resultados con un modelo de exposición (es decir, la puntuación de propensión) para estimar el efecto causal de una exposición sobre un resultado (Koch et al., 2018). Cuando se utilizan individualmente para estimar un efecto causal, tanto el método de regresión como el PSM son insesgados sólo si el modelo estadístico se especifica correctamente. El estimador doblemente robusto combina estos dos enfoques de modo que sólo es necesario especificar correctamente uno de los dos modelos para obtener un estimador de efecto insesgado (Funk et al., 2011).

En general, los métodos doblemente robustos combinan dos métodos de estimación, cada uno de los cuales estima los mismos parámetros de interés, pero utiliza diferentes especificaciones de modelo. Por tanto, los métodos doblemente robustos requieren especificar ambos modelos. La ventaja de usar la combinación es que los parámetros de interés pueden estimarse consistentemente incluso si una de las especificaciones del modelo es incorrecta, lo que no ocurre cuando los métodos se usan solos. Por esta razón, el uso de métodos doblemente robustos brinda más posibilidades de obtener estimadores consistentes (Uysal, 2015). Dado que en la mayoría de los estudios empíricos no es posible determinar si el modelo está correctamente especificado o no, contar con un estimador doblemente robusto para el parámetro de interés podría resultar muy beneficioso. El método propuesto aquí está estrechamente relacionado con el utilizado por Hirano e Imbens (2001) para el tratamiento binario.

En la práctica, la aplicación de los estimadores doble robustos implican las siguientes acciones (Cerulli, 2015):

- Definir una función paramétrica para la media condicional de dos potenciales resultados como $m_0(x, \delta_0)$ y $m_1(x, \delta_1)$ con $p(x, \gamma)$ de modelo paramétrico del PS.
- Estimar $\hat{p}(x_i)$ con modelos de máxima verosimilitud (logit o probit).

- Aplicar la regresión de mínimos cuadrados ponderados usando como ponderador la inversa de la probabilidad, asumiendo linealidad en la media condicional, para estimar los parámetros:

$$\sum_{i=1}^n \frac{D_i (y_i - a_1 - b_1 x_i)^2}{\hat{p}(x_i)}$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{(1 - D_i) (y_i - a_0 - b_0 x_i)^2}{1 - \hat{p}(x_i)}$$

Finalmente, el efecto promedio del tratamiento (ATE) de la regresión ajustada obtiene como:

$$\widehat{ATE} = \frac{1}{N} \sum_{I=1}^N [(\widehat{a}_1 - \widehat{b}_1 x_i) - (\widehat{a}_0 - \widehat{b}_0 x_i)]$$

Los estimadores doble robustos son consistentes porque (Wooldridge, 2010):

1. En el caso que la media condicional esté correctamente especificada pero la función de PS no lo esté, la robustez está garantizada por el hecho de que la estimación de los parámetros de mínimos cuadrados ponderados es consistente independientemente de la función que se utilice para construir los ponderadores. Así, aún con una función incorrecta del PS, la estimación del ATE es consistente.
2. Si la media condicional está mal especificada pero la función de PS es correcta, entonces, bajo el supuesto de independencia condicional, la estimación de los parámetros por el método de probabilidad inversa (con el correcto set de ponderadores) son la solución mínima de la regresión poblacional no ponderada.

d. Base de datos

La Universidad Nacional del Sur es una institución pública de educación superior creada hace 67 años. Tiene la particularidad de estar organizada en departamentos académicos (actualmente son 17), que agrupan las asignaturas de disciplinas afines, dictadas para las distintas carreras. Dentro del sistema universitario argentino es considerada de tamaño mediano: asisten aproximadamente 29.000 estudiantes, cuenta con 3.100 docentes, 590 nodocentes y dicta 65 carreras de grado y 60 de posgrado. Complementariamente cuenta con 25 institutos de investigación, algunos de ellos de doble dependencia UNS-CONICET.

En el marco de una política de transparencia, la UNS produce una gran cantidad de estadísticas propias que son utilizadas para la difusión de todas sus actividades y también como herramienta para mejorar la toma de decisiones desde la gestión. Para la realización de este trabajo se utilizan datos para las cohortes 2017, 2018, 2019, 2020 y 2022 de estudiantes de la UNS, en base a información extraída del SIU Guaraní que fue suministrada por la Dirección General de Sistemas de Información (DGSi). Esta información, que de manera regular recolecta la UNS, corresponde a la historia académica de los estudiantes y, a los fines de esta investigación, fue combinada con datos permanentes que se refieren a características socioeconómicas de los estudiantes y provienen del formulario que ellos completan al ingresar.

La base de datos proporcionada por la DGSi fue anonimizada y para individualizar la información de cada estudiante se utilizó un código de identificación único, el cual fue construido asignando a cada individuo un número aleatorio que luego se unió con su año de

ingreso. Por ejemplo, al estudiante número 12 del año 2018 se le asignó el ID 122018. Esto permitió seguir la trayectoria académica de cada estudiante en el tiempo conservando el anonimato.

Se excluyeron todas las carreras pertenecientes al Departamento de Ciencias de la Salud - Licenciatura en Enfermería, Medicina, Tecnicatura en Acompañante Terapéutico y Licenciatura en Obstetricia- porque utilizan un método de enseñanza diferente al resto de las unidades académicas. También se desestimó la información correspondiente a las carreras Licenciatura en Seguridad Pública, Profesorado en Ciencias Biológicas, Tecnicatura Universitaria en Emprendimientos Agroalimentarios y Licenciatura en Gestión Universitaria por tratarse de carreras de reciente creación o discontinuadas lo que impide la comparación adecuada entre las cohortes de interés.

Para realizar las estimaciones se definió, en primer lugar, una variable de tratamiento y tres variables de resultado, las cuales miden distintos aspectos del rendimiento educativo considerados de interés:

- **Variable tratamiento:** es una variable dicotómica que adopta el valor 1 si el alumno fue expuesto a la educación mediada por la tecnología. Para la comparación 2019-2020, toma valor 1 para los estudiantes de la cohorte 2020, que han realizado su primero año universitario en contexto de pandemia por COVID-19. Para la comparación 2019-2022, toma valor 1 si el alumno es ingresante de 2022 y se considera tratado dado que culminó su educación secundaria en pandemia por COVID-19. Finalmente, para la contrastación de 2017-2018, toma valor 1 para la cohorte 2018 dado que estos estudiantes han cursado su tercer año universitario en 2020.
- **Rendimiento 1:** variable numérica que se construye como el cociente entre la cantidad de materias aprobadas por el estudiante y la cantidad de materias que debería tener aprobadas según el plan de estudios de su carrera.
- **Rendimiento 2:** variable numérica que corresponde al promedio, con aplazos incluidos, de cada estudiante.
- **Rendimiento 3:** variable numérica definida como la cantidad de materias aprobadas por el estudiante en el año de referencia.
- Luego, se construyeron las siguientes co-variables:
- **Sexo:** variable dicotómica que toma valor 1 si el estudiante es de sexo femenino y 0 si es de sexo masculino.
- **Ciudad de procedencia:** variable categórica que adopta valor 1 si el estudiante proviene de Bahía Blanca, 0 si proviene de otra localidad.
- **Escuela privada:** variable dicotómica que toma valor 1 si el estudiante egresó de un establecimiento de gestión privada, 0 en caso contrario.
- **Escuela UNS:** variable dicotómica que toma valor 1 si es egresado de alguno de los establecimientos preuniversitarios de la UNS y cero en caso contrario.
- **Situación laboral:** variable categórica que adopta valor 1 si el alumno trabaja, 0 en caso contrario.
- **Continuidad en el estudio:** variable dicotómica que identifica con valor 1 al estudiante que inicia sus estudios universitarios inmediatamente después de finalizar el secundario (edad al ingreso 17 o 18 años) o 0 si demora su ingreso a la universidad (edad al ingreso mayor a 18 años).

- **Clima educativo del hogar:** para clasificar a los alumnos según el clima educativo del hogar se construyeron dos variables *dummy*. Tomando el nivel educativo más alto entre la madre y el padre de cada estudiante se define:
 - **Clima educativo alto:** variable dicotómica que adopta valor 1 si el clima educativo del hogar corresponde a padres que han culminado el nivel secundario o más, cero en caso contrario.
 - **Clima educativo medio:** variable dicotómica que adopta valor 1 si el clima educativo del hogar corresponde a padres que no han culminado el nivel secundario y cero en caso contrario.
- **Trabajo padre:** variable dicotómica que adopta valor 1 si el padre del alumno trabaja, 0 en caso contrario.
- **Trabajo madre:** variable dicotómica que adopta valor 1 si la madre del alumno trabaja, 0 en caso contrario.
- **Dispone PC:** variable dicotómica que toma valor 1 cuando el estudiante tiene acceso a computadora, independientemente del lugar y 0 si no dispone de acceso a PC.
- **Dispone internet:** variable dicotómica que toma valor 1 cuando el estudiante tiene acceso a conexión de internet, independientemente del lugar y 0 si no dispone de esa posibilidad.

En la tabla N°1 se muestra la cantidad de observaciones para cada año y la distribución de frecuencias relativas de las variables dicotómicas. Como puede apreciarse, la distribución relativa de las categorías de las distintas variables muestra un comportamiento estable a lo largo de los años considerados.

Tabla N°1. Estadística descriptiva de las co-variables

Sexo	2017	2018	2019	2020	2022
Femenino	52,5%	52,3%	52,6%	51,8%	52,5%
Masculino	47,5%	47,7%	47,4%	48,2%	47,5%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Ciudad de procedencia	2017	2018	2019	2020	2022
Bahía Blanca	48,9%	54,4%	54,0%	54,7%	53,5%
Otra localidad	51,1%	45,5%	45,9%	45,3%	46,5%
S/D	0,0%	0,2%	0,1%	0,1%	0,0%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Escuela privada	2017	2018	2019	2020	2022
Gestión privada	36,6%	38,6%	37,3%	35,1%	34,3%
Otra situación	63,1%	60,2%	62,3%	63,5%	62,6%
S/D	0,3%	1,2%	0,5%	1,4%	3,2%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Escuela UNS	2017	2018	2019	2020	2022
Otro establecimiento	91,3%	90,1%	91,5%	92,7%	91,4%
Escuela preuniversitaria de la UNS	8,5%	8,7%	8,0%	5,9%	5,4%
S/D	0,3%	1,2%	0,5%	1,4%	3,2%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Situación laboral del estudiante	2017	2018	2019	2020	2022
Trabaja	30,6%	30,7%	30,1%	28,9%	23,6%
No trabaja	67,5%	67,2%	67,9%	68,9%	76,4%
S/D	1,9%	2,1%	1,9%	2,1%	0,0%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Continuidad en el estudio	2017	2018	2019	2020	2022
Inicia sus estudios universitarios al terminar el secundario	31,1%	18,9%	17,6%	17,5%	19,0%
Inicia sus estudios universitarios tardíamente	68,9%	81,1%	82,4%	82,5%	81,0%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Tabla N°1. Estadística descriptiva de las co-variables (continuación)

Clima educativo alto	2017	2018	2019	2020	2022
Los padres culminaron secundario o superior	43,7%	42,5%	44,8%	43,2%	43,9%
Los padres no culminaron secundario o superior	56,3%	57,5%	55,2%	56,7%	56,1%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Clima educativo alto	2017	2018	2019	2020	2022
Los padres culminaron secundario o superior	24,6%	27,2%	25,5%	24,8,2%	24,5%
Los padres no culminaron secundario o superior	75,4%	72,8%	74,5%	75,2%	75,5%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Trabajo padre	2017	2018	2019	2020	2022
Trabaja	69,8%	67,1%	69,8%	68,5%	69,2%
No trabaja	9,1%	8,7%	7,8%	8,2%	6,5%
S/D	21,1%	24,2%	22,4%	23,3%	24,3%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Trabajo madre	2017	2018	2019	2020	2022
Trabaja	62,3%	59,3%	61,6%	61,5%	63,0%
No trabaja	25,2%	23,1%	22,4%	23,0%	21,4%
S/D	12,5%	17,6%	16,0%	15,5%	15,5%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Dispone de computadora	2017	2018	2019	2020	2022
Sí	96,4%	95,6%	95,4%	94,0%	95,2%
No	3,6%	4,4%	4,6%	6,0%	4,8%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
Dispone de acceso a internet	2017	2018	2019	2020	2022
Sí	96,4%	95,9%	96,0%	95,7%	97,5%
No	3,6%	4,1%	4,0%	4,3%	2,5%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Fuente: elaboración propia en base a información de la DGSI de la UNS.

5. Trabajo empírico: resultados

Para analizar la pertinencia de realizar una evaluación de impacto, el primer paso es contrastar la diferencia de rendimiento de los estudiantes teniendo en cuenta la metodología de enseñanza con la que cursaron su primer o tercer año, según corresponda. La tabla N° 2 muestra que la virtualización de la enseñanza tiene incidencia en el grado de avance de la carrera (variable rendimiento 1). Los alumnos que han culminado su secundario de forma presencial y cursado su primer año de universidad de forma virtual (cohorte 2020) tienen peor rendimiento en términos del cumplimiento de su plan de estudios que aquellos que hicieron el secundario y primer año de la universidad presencial (2019). El mismo efecto se evidencia si se compara el cumplimiento de los planes entre alumnos que tuvieron el primer año de universidad virtual pero que se diferencian en la culminación de su formación secundaria. Así, puede verse que los estudiantes que cursaron los últimos dos años de educación media con enseñanza mediada por la tecnología tienen una peor performance que aquellos que lo hicieron en completa presencialidad. Adicionalmente, la diferencia de medias es mayor en la comparación 2019-2022 que en 2019-2020. Este resultado podría dar cuenta de una incidencia negativa más severa de la incorporación de virtualización en la educación media que en los primeros pasos del nivel universitario.

En lo que respecta a los estudiantes maduros, la incidencia de la virtualización resulta significativa y positiva. En este sentido, los estudiantes que cursaron su tercer año de forma virtual (cohorte 2018) aprueban una mayor cantidad de materias en relación con las exigencias de su plan de estudios que aquellos que cursaron dicho año con enseñanza presencial (ingresantes 2017).

Un dato relevante es que, en promedio, los alumnos ingresantes cumplen con un 25% de las exigencias de su plan de estudios, aspecto que podría explicar la diferencia entre la duración teórica y real de las carreras.

Tabla N° 2 - Diferencias de medias para la variable: Rendimiento_1. Test t.

Variable rendimiento 1: ratio entre materias aprobadas y exigidas por el plan									
Grupo	2019-2020			2019-2022			2017-2018 (maduros)		
	Obs.	Media	Std. Err.	Obs	Media	Std. Err.	Obs	Media	Std. Err.
Presencial	3,951	0.2883	0.0061	3,951	0.2883	0.0061	2,842	0.2390	0.0561
Virtual	4,373	0.2528	0.0049	5,050	0.1985	0.0044	2,803	0.3440	0.0566
Combinado	8,324	0.2696	0.0038	9,001	0.2379	0.0036	5,645	0.3415	0.0397
Diferencia		0.0355			0.0898	0.0073		-0.1049	0.0794
		t = 4.5178			t = 12.1918			t = -6.6220	

Fuente: elaboración propia

La tabla N°3 muestra los resultados de test de medias para las tres comparaciones sobre la variable de rendimiento referida al promedio obtenido por los estudiantes. Las diferencias entre los grupos de estudiantes son significativas en todos los casos. La enseñanza virtual afectó positivamente el promedio de los alumnos ingresantes, ya sea que la hayan recibido en su primer año de universidad (2020) o durante los últimos dos años de la secundaria (2022). Igualmente, el promedio obtenido por los alumnos maduros que cursaron su tercer año de forma virtual se vio favorecido en relación con aquellos que transitaron su tercer año en la UNS en un contexto de normalidad.

Nuevamente, las diferencias positivas sobre el rendimiento son mayores en los alumnos tratados durante los últimos años de secundario que en aquellos que recibieron el “tratamiento” en el primer año de universidad.

Tabla N°3 - Diferencias de medias para la variable: Rendimiento_2. Test t.

Variable rendimiento 2: promedio con aplazos									
Grupo	2019-2020			2019-2022			2017-2018 (maduros)		
	Obs	Media	Std. Err.	Obs	Media	Std. Err.	Obs	Media	Std. Err.
Presencial	4,373	3.9286	3.5867	5,050	2.988	0.0495	3,235	4.3450	0.0643
Virtual	3,951	4.3678	3.4440	3,951	4.3678	0.0547	3,333	5.3620	0.0637
Combinado	8,324	4.1371	3.5263	9,001	3.5939	0.0374	6,568	5.3536	0.0452
Diferencia		-0.4392			-1.3793	0.0740		-	0.0905
								1.017056	
		t = -5.6969			t = -18.6247			t = -9.7011	

Fuente: elaboración propia

Finalmente, en la tabla N°4 se evalúan las diferencias existentes entre los estudiantes tratados y no tratados considerando como variable de rendimiento la cantidad de materias que el

estudiante aprueba durante el primer año de universidad para el caso de alumnos ingresantes y en el tercer año para el caso de los alumnos maduros. Al considerar la cantidad de materias que aprueban al culminar el primer año, se encuentra que en promedio los estudiantes de la UNS que cursan el primer año de forma presencial logran aprobar aproximadamente 2 materias. Este valor es menor para los alumnos alcanzados por la virtualidad, en el caso de los que cursaron el primer año de la universidad bajo esta modalidad el valor promedio es de 1.75 materias mientras que este valor es más cercano a uno para el caso de los alumnos que tuvieron virtualidad en los últimos dos años del secundario. En ambos casos, la diferencia es estadísticamente significativa.

En concordancia con lo encontrado para la variable 1 de rendimiento, en la cantidad de materias aprobadas se observa una diferencia positiva a favor de los alumnos que cursaron su tercer año en el contexto de la pandemia por COVID-19. La cohorte de 2018 aprobó en promedio 2 materias más que la cohorte 2017 en el tercer año desde el ingreso.

Tabla N° 4 - Diferencias de medias para la variable: Rendimiento_3. Test t.

Grupo	2019-2020			2019-2022			2017-2018 (maduros)		
	Obs	Media	Std. Err.	Obs	Media	Std. Err.	Obs	Media	Std. Err.
Presencial	3,951	1.9825	0.0447	3,951	1.982	0.0447	3,235	3.1610	0.1205
Virtual	4,373	1.7470	0.0353	5,050	1.359	0.0318	3,333	5.3369	0.1215
Combinado	8,324	1.858	0.0282	9,001	1.633	0.0267	6,568	4.2503	0.0856
Diferencia		0.2354	0.0570		0.6227	0.0534		-2.1758	0.1713
		t = 4.1281			t = 11.6441			t = -1.0267	

Fuente: elaboración propia

Estas pruebas de diferencia de medias darían cuenta de que la probabilidad de que el efecto estimado sea estadísticamente nulo, es por lo general baja. Adicionalmente, los resultados podrían revelar un aspecto interesante: el efecto de la virtualización no es independiente de la variable de resultado que se considere y, tampoco, del grado de avance de la carrera sobre el que se aplique. Este aspecto justifica la evaluación de impacto en más de una variable de rendimiento y, también, el tratamiento de cohortes con diferente avance sobre la trayectoria educativa.

Tal como fue mencionado con anterioridad, no existe una aleatoriedad en la asignación del tratamiento, por lo que el impacto de la educación virtual sobre el rendimiento universitario no puede estimarse como una simple diferencia de medias. Esto se debe, principalmente, a que hay características observables y no observables que deben ser contempladas, si no se incurriría en un sesgo de estimación que podría subestimar o sobrestimar el efecto de la virtualización de la educación superior sobre el alumnado.

El segundo paso para realizar la estimación de un efecto tratamiento es aplicar Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Bajo esta técnica se supone que el sesgo de selección sobre las variables inobservables es prácticamente nulo, una vez que el grupo tratamiento y el grupo control garantizan igualdad sobre las características observables (Angrist y Pischke, 2015). Se realizan estimaciones de MCO para cada comparación (2019-2020, 2019-2022 y 2017-2018) y considerando las tres variables de resultados, especificando dos modelos distintos. Por un lado, un modelo que sólo contiene la variable tratamiento y, por otro, un modelo que contiene la variable tratamiento y un conjunto de co-variables que la literatura reconoce

como centrales en la explicación del rendimiento educativo (detalladas en la sección 4.d.). A continuación, se muestran los resultados de las regresiones realizadas:

Tabla N°5- Estimaciones por MCO para las distintas variables de rendimiento

Variables	2019-2020						2019-2022						2017-2018					
	Va. Rendimiento 1		Va. Rendimiento 2		Va. Rendimiento 3		Va. Rendimiento 1		Va. Rendimiento 2		Va. Rendimiento 3		Va. Rendimiento 1		Va. Rendimiento 2		Va. Rendimiento 3	
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 1	Modelo 2
CONSTANTE	.2883*	.010	4.367*	0.590*	1.982***	0.094*	0.288**	0.110*	4.367**	1.854**	1.98**	0.820**	.2390**	0.032**	4.345**	1.231**	5.161*	0.641*
TRATAMIENTO	-0.335***	0.132**	3.4392***	0.381**	-1.235**	0.205**	0.899**	0.087**	1.379**	2.668**	.622**	-2.608**	0.049**	0.168**	0.170**	1.517**	0.175*	1.334**
SEXO		0.060**		0.614**		0.520**		0.032**		0.337**		0.324**		0.022**		0.225**		0.746**
CIUDAD PROCEDENCIA		0.041**		0.014**		0.007*		0.014**		0.018**		0.021*		0.006**		0.177**		0.020*
CLIMA ED ALTO		0.007**		0.007**		0.004**		0.066**		0.078**		0.038*		0.035**		0.031**		0.077**
CLIMA ED MEDIO		0.067**		0.048**		0.012**		0.022**		0.045**		0.098**		0.021**		0.027*		0.191**
CONTINUIDAD ESTUDIOS		0.069**		0.078**		0.407**		0.061**		0.823**		0.349**		0.147*		1.310**		2.97*
ACCESO PC		0.154**		0.044**		1.073**		0.138**		1.520**		0.982**		0.787**		1.234**		1.937**
ACCESO INTERNET		0.095**		0.153**		0.594**		0.028**		0.914**		0.087*		0.108**		0.902**		2.045**
ESCUELA PRIVADA		0.097**		1.017**		0.064*		0.012**		0.170**		0.087**		0.016*		0.322**		0.405**
ESCUELA UNS		0.060		0.005*		0.002		-0.00		0.008		0.025*		0.0001		0.034*		0.956
TRABAJA		0.058**		0.325**		0.204**		0.252**		0.304**		1.252**		0.025**		0.011**		-0.152*
R2	0.025	0.1410	0.037	0.1685	0.021	0.1399	0.016	0.138	0.037	0.175	0.0147	0.126	0.053	0.134	0.010	0.206	0.012	0.128
n	8324	8324	8324	8324	8324	8324	9001	9001	9001	9001	9001	9001	6545	6545	6545	6545	6545	6545
Test de Ramsey Reset		F(3, 69) = 9.17 Prob > F = 0.19		F(3,84) = 5.13 Prob > F = 0.095		F(3,83) = 9.15 Prob > F = 0.17		F(3,89) = 8.21 Prob > F = 0.193		F(3,89) = 7,76 Prob > F = 0.192		F(3,89) = 7,40 Prob > F = 0.172		F(3,56) = 45.32 Prob > F = 0.11		F(3,65) = 1493.16 Prob > F = 0.09		F(3, 65) = 51.04 Prob > F = 0.08
Errores robustos																		
Significancia Estadística: *** 99%, ** 95%, * 90%																		

En las diferentes estimaciones se observa que el efecto del tratamiento difiere notablemente entre el modelo 1 (sólo variable tratamiento) y el modelo 2. Esta diferencia en el tamaño de los coeficientes sobre la variable tratamiento podría evidenciar la presencia de sesgo en la estimación de MCO. La literatura sobre los determinantes del rendimiento educativo en el nivel superior es consistente, encontrando que el bagaje socioeconómico de los estudiantes, su condición laboral, su origen y su trayectoria educativa, afectan la performance en el trayecto universitario. Así, podría esperarse que la brecha entre el modelo 1 y el modelo 2 pueda estar influenciada por sesgo de selección. El PSM es una técnica adecuada para evaluar el impacto de un tratamiento que no es asignado aleatoriamente.

Al igual que en los pasos previos, se realiza la estimación de Propensity Score Matching sobre las tres comparaciones de cohortes trabajadas. Los resultados de estas estimaciones se exponen en la tabla N°6.

Tabla N°6- Resultados Propensity Score para las tres muestras trabajadas

	Región de soporte común	Prop. De balance entre grupos- n° bloques	Porcentaje de Sesgo Estandarizado	Ratio de Varianzas
2019-2020	[.41015531, .67891305]	4	0.40%	1.04
2019-2022	[.33718607, .69662006]	5	0.36%	1.02
2017-2018	[.31037603, .69550975]	5	0.39%	1.04

Fuente: elaboración propia

En todas las muestras se satisface la condición de soporte común y la propiedad de balance entre los grupos de control y de tratamiento, que se dividen en 4/5 grupos. El porcentaje de sesgo estandarizado⁸, es cercano al 40% en todas las muestras trabajadas. Adicionalmente, el ratio de varianzas entre tratados y no tratados es muy cercano a 1 en los tres casos, lo que indicaría que los PS estimados no tendrían problemas en su balance. Cabe destacar que cuando este ratio es igual a 1, hay un balance perfecto entre grupos.

Para realizar el ejercicio de *matching* se probaron distintas técnicas, seleccionando aquella que presentara una menor diferencia estandarizada entre las variables control (co-variables). Para la selección se probaron diversas especificaciones sobre la muestra 2019-2020, dado que contiene específicamente alumnos que cursaron su primer año en el contexto de pandemia por COVID-19. Este ejercicio sólo se realizó sobre esta muestra y para la variable "rendimiento_1" dado que es la más frecuente en la literatura especializada y, por tanto la decisión se adoptó en las demás, con objetivo de tener homogeneidad en la técnica de *matching* a lo largo de todos los ejercicios realizados. Los resultados se exponen en la tabla N°7.

⁸ Definido como el porcentaje de las diferencias de medias muestrales entre el grupo de control y tratamiento medido como un porcentaje de la raíz cuadrada de la media de las varianzas de las muestras en los grupos tratados y no tratados.

Tabla N° 7- Estrategia de Apareamiento. Base 2019-2020

Estrategia de Matching	Tamaño de la muestra	Obs. Grupo de Tratamiento	Obs. Grupo de Control	Dif. Est.de media de las co-variables (%)	Dif. Est. de medianas de las co-variables (%)
Muestra original	8324	3951	4373	21,7	16,1
Nearest Neighbor	7793	4373	3420	13,8	11,9
Radius	7793	4373	3420	4,1	3,3
Kernel	7793	4373	3420	3,6	2,9

Fuente: elaboración propia

La estrategia de *matching* seleccionada es la de Kernel, dado que posee la diferencia estandarizada de medias sobre las co-variables más pequeña. La muestra apareada es igual a 7793 estudiantes, es decir que el 93,36% de los estudiantes de la UNS fueron satisfactoriamente apareados con un valor similar del PS (logit). El 56,1% de los estudiantes en la muestra apareada han cursado su primer año en contexto de virtualidad (grupo de tratamiento) y 43,9% (grupo de control) lo ha hecho con presencialidad plena. Adicionalmente, es dable destacar que en las diferentes técnicas de Kernel estimadas el indicador B de Rubin se ubicó por debajo del 25%. Este indicador representa la diferencia estandarizada de las medias del índice lineal del PS en el grupo de tratados y no tratados dentro de los que han podido ser parte del *matching*. Rubin (2001) sugiere que un valor de B menor a 25% indica que las mismas están balanceadas. Finalmente, la estrategia de Kernel bponderado⁹ fue la seleccionada porque a pesar de tener un valor de B-Rubin superior a las demás, presentaba la menor diferencia estandarizada de la mediana de las covariables.

En la tabla N°8 se muestra el porcentaje de reducción de sesgo logrado en cada co-variable después de realizar el matching con la estrategia de Kernel (bponderado).

Tabla N°8 - Porcentaje de reducción de Sesgo

VARIABLE	Apareada (A) Original (O)	Tratamiento - Control	% Sesgo	% Reducción Sesgo
SEXO	O	.51841 - .52645	-20.4	
	A	.51843 - .52205	-2.6	87.1
CIUDAD PROCEDENCIA	O	1.6869 - 1.6505	-18.1	
	A	1.5978 - 1.6061	-4	77.9
CLIMA ED ALTO	O	8.7718 - 8.0843	6.8	
	A	8.7333 - 7.334	-2.5	63.1

⁹ Es dable mencionar que en el Kernel bponderado los datos alejados del punto actual reciben ponderaciones mayores de las que permite el Kernel triponderado, pero ponderaciones menores de las que permite el Kernel de Epanechnikov

CLIMA EDAD MEDIO	O	.17471 - .17565	90.2	
	A	.17487 - .17795	-1	98.9
CONTINUIDAD	O	5.5593 - 5.2604	53.3	
	A	5.518 - 4.9792	2.7	94.9
ACCESO PC	O	4.5879 - 4.2531	3.7	
	A	4.569 - 3.0727	-0.8	79.6
ACCESO INTERNET	O	2.7318 - 3.126	14.5	
	A	2.7111 - 2.3073	-5.9	59
ESCUELA PRIVADA	O	4.266 - 4.064	-14.4	
	A	4.2016 - 3.8784	-0.3	98.1
ESCUELA UNS	O	24.025 - 23.063	-14.4	
	A	24.001 - 21.825	-0.3	98.1
TRABAJA	O	16.627 - 17.102	-14.4	
	A	16.597 - 16.001	-0.3	25.5

Fuente: elaboración propia

Las diferencias estandarizadas de las co-variables se encuentran en el intervalo (-5.9 y -0.3), el ratio de varianza especificado por Rubin (2001) es igual de 1.36, indicando que la muestra apareada está balanceada¹⁰.

- **Estimación del efecto tratamiento**

En la tabla N°9 se exponen los efectos promedio del tratamiento sobre el tratado (ATT) para las tres variables de rendimiento y las tres comparaciones relevantes, estimados a través de la técnica de Kernel bponderado. Adicionalmente, los errores estándar de cada estimación fueron generados a través del método de bootstrap con 100 repeticiones. Este procedimiento es necesario porque la varianza estimada del ATT por PSM podría estar mal estimada, y consecuentemente los errores estándar, si no se contempla el hecho de que se requiere la condición de soporte común y es importante el orden de apareamiento (Caliendo y Kopeinig, 2008). El método de bootstrap es una alternativa para hacer una correcta estimación de los errores estándar porque se utiliza Kernel como técnica de emparejamiento; pero no lo sería en caso de haber seleccionado la técnica de vecino más cercano (Wagstaff, 2007).

Cabe destacar que para la muestra 2019 -2022 el emparejamiento cubre el 80% de la muestra original, mientras que para la muestra 2017-2018 este valor asciende al 93%. En estos casos, al igual que en la muestra 2019-2020, los valores de B de Rubin son cercanos a 1 por lo que habría indicios de que no hay un problema de balanceo en estas muestras.

¹⁰ Valores de este ratio entre 0,5 y 2 son aceptables.

**Tabla N°9 - ATT. Errores estimados mediante Bootstrap . Kernel
Biponderado.**

Variable rendimiento 1: materias aprobadas/materias exigidas por el plan de estudios						
Comparación	Variable	Tamaño de la muestra	Reps	Valor	Std. Err.	Intervalo de confianza 95%
2019-2020	ATT	7793	100	-0.076	0.156	-1.994; 1.687
2019-2022	ATT	7741	100	-0.032	0.026	-0.843; 1.703
2017-2018	ATT	6108	100	0.145	0.033	-0.044; 1.340
Variable rendimiento 2: promedio con aplazos						
Comparación	Variable	Tamaño de la muestra	Reps	Valor	Std. Err.	Intervalo de confianza 95%
2019-2020	ATT	7793	100	1.451	1.3005	3.992 ; 5.027
2019-2022	ATT	7741	100	-0.783	2.945	-4.945 ; 3.945
2017-2018	ATT	6568	100	0.569	1.093	-2.759; 4.454
Variable rendimiento 3: cantidad de materias aprobadas en el año de referencia						
Comparación	Variable	Tamaño de la muestra	Reps	Valor	Std. Err.	Intervalo de confianza 95%
2019-2020	ATT	8324	100	-0.456	0.567	-2.945 ; 3.454
2019-2022	ATT	9001	100	-0.7834	0.343	-1.546 ; 3.856
2017-2018	ATT	6108	100	1.320	0.865	0.052 ; 4.967

Fuente: elaboración propia

Los resultados de la tabla N° 9 indican que la virtualización de la educación superior ha incidido en el rendimiento de los alumnos universitarios, con un efecto estadísticamente significativo para todas las comparaciones y variables de rendimiento utilizadas.

Al comparar los alumnos que han transitado su primer año de universidad en el contexto de pandemia con aquellos que lo han hecho el año previo, se observa que la pandemia ha afectado negativamente en términos de aprobación de materias y ratio de avance. Los estudiantes ingresantes en 2020 aprueban en promedio a lo largo de un año media materia menos y tiene un avance del 7% menor respecto a lo que le exige el plan de estudios. El efecto contrario se observa para la variable que recoge el promedio (con aplazos) de los estudiantes; los ingresantes de 2020 culminaron el primer año con un promedio 1.45 puntos superior que aquellos que iniciaron en 2019, en una escala de 0 a 10.

Otra comparación de interés, para evaluar el efecto de la virtualización sobre el rendimiento educativo universitario, es sobre estudiantes que hicieron primer año con presencialidad plena pero que culminaron sus estudios secundarios en contexto de virtualidad (cohorte 2022) y aquellos que hicieron todo su secundario y el primer año universitario con enseñanza presencial (ingresantes 2019). En este caso, la virtualización de la enseñanza ha afectado negativamente el rendimiento de los estudiantes tratados. Así, los que terminaron la educación media de forma virtual tienen un promedio 0.78 puntos menor a los de la cohorte 2019, un ratio de avance 3% menor y aprueban 0.78 materias menos al año. Este resultado daría cuenta de

que la virtualización en la educación media es más nociva para la performance de los estudiantes en relación al ámbito universitario.

Finalmente, los efectos tratamiento para los alumnos maduros tienen un comportamiento diferencial. Los resultados darían cuenta de que exponer a los estudiantes que han transitado tres años en el sistema de educación superior a alternativas mediadas por la tecnología favorece su rendimiento. Así, los alumnos que realizaron su tercer año de estudios durante el 2020 tienen un ratio de avance 14% mayor que aquellos que lo hicieron en 2019, en promedio aprueban 1.3 materias más por año que los que realizaron su tercer año de forma presencial y obtienen un promedio superior en aproximadamente medio punto.

- **Fully Interacted Linear Regression Model (FILM)**

Tal como fue explicitado en el apartado metodológico, los modelos FILM permiten testear problemas de heterogeneidad del tratamiento. Adicionalmente, estos modelos generan una estimación más sencilla de los modelos de MCO. Si la conformación del grupo tratamiento y el grupo control cumple con la condición de soporte común y de balance de las covariables, entonces las estimaciones del FILM coincidirán con PSM y, este resultado, permite sostener que no hay efectos heterogéneos. En la tabla N° 10 se presentan las estimaciones realizadas de los Fully Interacted Linear Regression Model.

Tabla N°10 - Estimación MCO - FILM y test de efecto de heterogeneidad.

Variable rendimiento 1		
	Método	Estimación
2019-2020	MCO	-0.335***
	FILM	-0.079***
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.4050		
2019-2022	MCO	-0.899***
	FILM	-0.033***
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.293		
2017-2018	MCO	0.0493**
	FILM	0.0474***
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.156		
Variable rendimiento 2		
	Método	Estimación
2019-2020	MCO	3.439***
	FILM	1.421***
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.6604		
2019-2022	MCO	1.379**
	FILM	-0.742**
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.492		
2017-2018	MCO	0.170***
	FILM	0.551***

F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.331

Variable rendimiento 3		
Comparaciones	Método	Estimación
2019-2020	MCO	-0.205**
	FILM	-0.429***
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.102		
2019-2022	MCO	-0.622***
	FILM	-0.782***
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.2294		
2017-2018	MCO	1.334**
	FILM	1.319***
F-test de no efecto de heterogeneidad Prob>F = 0.2843		

Fuente: elaboración propia

Los resultados expuestos en la tabla previa no muestran indicios de que en las estimaciones esté presente el problema de heterogeneidad, por lo que las estimaciones entre FILM y PSM son similares. Estos resultados robustecen los hallazgos de la evaluación de impacto realizada a través de la técnica de PSM con la estrategia de emparejamiento seleccionada (Kernel Bponderado).

- ***Doble regresión robusta***

La estimación de doble regresión robusta pretende dar robustez a los efectos estimados en este trabajo. Tal como se comentó en la sección metodológica, la bondad de esta técnica se basa en la posibilidad de obtener estimadores robustos aun cuando pueda haber problemas de especificación en los modelos.

Al igual que en todas las estimaciones del trabajo, se estima el ATE a partir de doble regresión robusta para las tres variables de rendimiento y los tres tratamientos considerados: virtualidad en el primer año de universidad, virtualidad en los últimos dos años de la enseñanza secundaria y virtualidad en el tercer año de la carrera universitaria.

En este caso, se utilizó la combinación IPW-regresión-ajuste (IPWRA) propuesta por Wooldridge (2010). El estimador IPWRA utiliza estimaciones de probabilidad ponderadas por probabilidad inversa (IPW, por sus siglas en inglés) al realizar regresión ajustada (RA, por sus siglas en inglés). Las ponderaciones no afectan la precisión del estimador RA si el modelo de tratamiento es incorrecto y el modelo de resultado es correcto. Las ponderaciones corrigen el estimador RA si el modelo de tratamiento es correcto y el modelo de resultado es incorrecto. Los resultados son expuestos en la tabla N°11.

Tabla N°11 – Doble regresión robusta. Estimación.

Variable rendimiento 1: materias aprobadas/materias exigidas por el plan de estudios			
Comparación	Variable	Valor	Std. Err.
2019-2020	ATE	-0.031***	.0076
2019-2022	ATE	-.0844 ***	.0730
2017-2018	ATE	0.1487**	.0435
Variable rendimiento 2: promedio con aplazos			
Comparación	Variable	Valor	Std. Err.
2019-2020	ATE	1.381***	.0740
2019-2022	ATE	-0.820***	.0730
2017-2018	ATE	0.561***	.0938
Variable rendimiento 3: cantidad de materias aprobadas en el año de referencia			
Comparación	Variable	Valor	Std. Err.
2019-2020	ATE	-0.404***	.0556
2019-2022	ATE	-0.787**	.0545
2017-2018	ATE	1.192***	0.932

Fuente: elaboración propia

Como puede observarse, los resultados obtenidos para el ATE con doble regresión robusta coinciden en signos con los obtenidos a través de las demás técnicas aplicadas. Adicionalmente, el efecto estimado se encuentra en línea con los obtenidos a través de PSM. Este resultado permite robustecer los hallazgos, pudiendo sostener que la virtualización de la educación afecta de forma negativa el desempeño de los estudiantes durante los primeros pasos por la Universidad, mientras que parece favorecer el avance y el promedio de los estudiantes maduros.

6. Conclusiones

La pandemia por COVID-19 introdujo cambios abruptos en las diferentes esferas de la vida social, y la educación superior no fue la excepción. Las medidas de Aislamiento Social Preventivo y Obligatorio tomadas en el marco de la crisis sanitaria desatada en el 2020, implicaron cambios en todas las actividades académicas desarrolladas en las Universidades. Con diferencias, las Instituciones de Educación Superior adoptaron modalidades de enseñanza mediadas por tecnologías con el objetivo de dar continuidad a la actividad educativa.

Las consecuencias del COVID-19 han sido objeto de estudio de diversas disciplinas, sin embargo, el efecto que este episodio tuvo sobre el rendimiento de la educación son prácticamente inexistentes. Se encuentran recientes antecedentes que evalúan la incidencia de la virtualización en la educación primaria y secundaria, pero en la revisión exhaustiva realizada en este trabajo no se encontraron estudios que mensuren el efecto para el nivel universitario.

Este trabajo, a partir de ejercicios de evaluación de impacto para la Universidad Nacional del Sur, ha puesto en evidencia el efecto desigual que la incorporación de la virtualización en la educación superior genera sobre el rendimiento de los estudiantes.

Por un lado, se encuentran los siguientes efectos negativos:

- Los ingresantes de la UNS que han culminado su formación media en contexto de virtualidad presentan, en promedio, un peor rendimiento que aquellos que tuvieron toda su formación media presencial. Estos alumnos aprueban en promedio 0.78 materias menos, tienen un avance 3% menor en el plan de carrera y un puntaje con aplazos en promedio 0.78 menor. Un aspecto que podría justificar este efecto es la mayor dificultad que la enseñanza media enfrentó para adaptar la metodología de enseñanza al contexto de aislamiento, que puede haberse fundado en las fuertes disparidades que el nivel medio de educación enfrenta (Krüger y Formichella, 2012).
- Los ingresantes de la UNS que cursaron su primer año en 2020, pero culminaron el secundario de forma presencial, tienen un peor desempeño en término de avance de carrera y aprobación de materias que aquellos que cursaron su primer año presencial. La cohorte 2020 aprueba en promedio media materia menos y el avance es 7% menor respecto de lo exige el plan de estudios.

Por el contrario, la pandemia parece haber favorecido el rendimiento en algunos casos:

- Los estudiantes que ingresaron en la UNS en 2020 tienen un promedio con aplazos 1.45 puntos mayor que aquellos que ingresaron en 2019. Es decir, que cursar el primer año de Universidad en contexto de encierro parece haber favorecido el rendimiento en términos de calificación.
- Considerando los alumnos maduros, estos se vieron favorecidos por la incorporación de la tecnología en la enseñanza. Se observa un ratio de avance 14% mayor, 1.3 materias aprobadas por año más y un promedio superior en aproximadamente medio punto en comparación con aquellos que realizaron su tercer año de forma presencial.

Estos resultados ponen de manifiesto que la incorporación de alternativas de enseñanza mediadas por tecnologías debe ser estudiada y analizada, porque podrían perjudicar el avance de las carreras y demorar la graduación de los estudiantes. Esto se debe a que el efecto presenta un comportamiento dispar entre alumnos ingresantes y alumnos maduros. Adicionalmente, pone en evidencia la relevancia de evaluar el rendimiento de los estudiantes más allá del promedio obtenido. Considerar el grado de avance en la carrera y la cantidad de materias aprobadas contribuiría a realizar un análisis más completo de la situación.

Los resultados de este trabajo conforman un aporte relevante para el ámbito de la economía de la educación y la toma de decisiones en las Instituciones de Educación Superior. En un contexto de crisis económica como la que atraviesa Argentina, asignar de manera eficiente los recursos con los que cuentan las Universidades Nacionales se vuelve central. Este trabajo plantea el interrogante respecto de la incorporación masiva de tecnología para hacer soporte en la educación Universitaria. Adicionalmente, los efectos estimados darían cuenta de que incorporar estrategias de virtualización para retener a los alumnos en los primeros años no parece ser una política adecuada o que produzca los efectos esperados. Cabe destacar, que estos

resultados deberían ser robustecidos por un análisis temporal más prolongado luego de la culminación de la pandemia por COVID-19.

Por otra parte, el análisis se vería fortalecido si se tuviera en cuenta la tasa de abandono, las diferencias disciplinares entre las distintas carreras, la incorporación del rendimiento del alumno durante el nivel secundario y su performance en la etapa de nivelación. La incorporación de estos aspectos integra la agenda de futuras líneas de investigación.

Bibliografía

Angrist, J. & Pischke, J. (2015). *Mastering Metrics. The path from cause to effect*. Princeton University Press

Arnaudo, M.F., Ibañez Martín, M.M. y Morresi, S., (2019). "Financiamiento y eficiencia de la Educación Superior en Argentina: estudio de caso de las Universidades Nacionales", *Propuesta Educativa*, ISSN 1995 – 7785, Número 52, Año 28, Vol.2, noviembre 2019, Págs. 139 a 150.

Arnaudo, María Florencia; Ibañez Martín, María María; Morresi, Silvia Susana; (2016). "Rendimiento de los alumnos bajo el modelo de aprendizaje basado en problemas: El caso de los alumnos de la carrera de Medicina en la Universidad Nacional del Sur"; *Universidad Abierta Interamericana; Debate Universitario*; 5; 9; 11-2016; 69-77.

Cerulli, G. (2015). *Econometric evaluation of socio-economic programs Theory and applications*. Springer.

De Oliveira Pontes, J. (2021). "O impacto da pandemia de covid19 sobre o desempenho dos alunos de ensino superior no ENADE 2021".

Dehejia, R. y Wahba, S. (2002). "Propensity Score-Matching Methods for Non experimental Causal Studies". *The Review of Economics and Statistics*, 84(1), pp. 151-161.

Di Gresia, L. M., Porto, A., & Ripani, L. (2002). "Rendimiento de los estudiantes de las universidades públicas". Web. oai:sedici.unlp.edu.ar:10915/56818

Dip. J. y Aliprandini, A. (2015). "El efecto del acoso escolar o bullying sobre el rendimiento educativo, aplicando propensity score matching". Trabajo presentado en las II Jornadas Nacionales de Econometría. FCE. UBA.

Formichella, M. M., & Alderete, M. V. (2023). Efecto del acceso a las TIC en el hogar en el fracaso escolar: El caso de la Provincia de Buenos Aires, Argentina. *Archivos Analíticos de Políticas Educativas*, 31(38). <https://doi.org/10.14507/epaa.31.6831>

Funk, M. J., Westreich, D., Wiesen, C., Stürmer, T., Brookhart, M. A., & Davidian, M. (2011). "Doubly robust estimation of causal effects". *American journal of epidemiology*, 173(7), 761-767.

García, A.M. (2014). "Rendimiento académico y abandono universitario modelos, resultados y alcances de la producción académica en la Argentina". *Revista Argentina de Educación Superior*.

Garganta, S., & Gasparini, L. (2015). "The impact of a social program on labor informality: The case of AUH in Argentina". *Journal of Development Economics*, 115, 99-110.

González, F. E. y Arévalo-Wierna, C. (2023). "Brecha y desigualdad digital en la educación argentina". *Revista Colombiana de Educación*, (88), 9-34. <https://doi.org/10.17227/rce.num88-13289>

Goodman, A. & Sianesi, B. (2005) "Early education and children's outcomes: How long do the impacts last?" *Institute for Fiscal Studies* 26 (4), 513-548.

Ham, A., Vázquez, E., Yanez-Pagans, M. (2023). "The Effects of Differential Exposure to COVID-19 on Educational Outcomes in Guatemala". *Policy Research Working Paper* 10308. *Education Global Practice* February 2023.

Heckman, J., Hidehiko I, & Petra Todd (1998). "Matching as an Econometric Evaluation Estimator." *Review of Economic Studies* 65 (2), 261-94.

Heredia, M., & Begoña, C. (2020). Efectos de las transferencias condicionadas de ingreso sobre la participación laboral de los adultos. El caso de la AUH en Santa Fe, Argentina. *SaberEs*, 12(2), 109-127.

Ibañez Martín, María María; Arnaudo, María Florencia; Morresi, Silvia Susana;(2018). "Inclusión y desempeño: El efecto de políticas educativas en Educación Superior. Un estudio aplicado a la Universidad Nacional del Sur"; Universidad Complutense de Madrid; *Revista Complutense de Educación*; 29; 3; 7-2018; 699-717 , DOI:10.5209/RCED.53628

Ibañez Martín, María María; Arnaudo, María Florencia; Morresi, Silvia Susana (2020). "Políticas de articulación interinstitucional en la Educación Superior: ¿colaboran con la inclusión y eficiencia?"; Universidad Nacional de Mar del Plata. Facultad de Humanidades; *Revista de Educación*; 21; 1; 9-2020; 89-111.

Ibanez Martín, María María; Morresi, Silvia Susana y Delbianco, Fernando (2017). "Una medición de la eficiencia interna en una universidad argentina usando el método de fronteras estocásticas". *Rev. Educ. Sup* [online]. 2017, vol.46, n.183, pp.47-62. ISSN 0185-2760. <https://doi.org/10.1016/j.resu.2017.06.002>.

Koch, B., Vock, D. M., & Wolfson, J. (2018). "Covariate selection with group lasso and doubly robust estimation of causal effects". *Biometrics*, 74(1), 8-17.

Krüger, N., & Formichella, M. M. (2012). Escuela pública y privada en Argentina: una comparación de las condiciones de escolarización en el nivel medio. *Perspectivas*, 6(1), 113-144.

Li, M. (2012). "Using the Propensity Score Method to Estimate Causal Effects: A Review and Practical Guide". *Organizational Research Methods*, 00(0) ,1-39.

Morresi, S. (2014). "Acceso y permanencia en la educación superior: Estrategias para su mejoramiento. El caso de la UNS". *Estudios Económicos*, 31(62), 87-100. <https://doi.org/10.52292/j.estudecon.2014.749>

Ortiz de Guevara, E. (2003). "Un intento de medición de la eficiencia en educación superior. El caso de las ingenierías en la Universidad Nacional del Sur". Reunión Anual de la AAEP, Mendoza.

Rosenbaum, P.R. & Rubin, D.B. (1983). "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects", *Biometrika*, 70(1), 41-55.

UNESCO y IESALC (Instituto Internacional para la Educación Superior en América Latina y el Caribe) (2020). "COVID-19 y Educación Superior: de los efectos inmediatos al día después. Análisis de Impacto, respuestas políticas y recomendaciones" <https://www.iesalc.unesco.org/wp-content/uploads/2020/05/COVID-19-ES-130520.pdf>

Uysal, S. D. (2015). "Doubly robust estimation of causal effects with multivalued treatments: an application to the returns to schooling". *Journal of Applied Econometrics*, 30(5), 763-786.