

Resumen

Este artículo analiza, utilizando datos españoles, el impacto que el cambio tecnológico y la inteligencia artificial pueden tener sobre la demanda de estudios universitarios. Se parte de un análisis retrospectivo de la evolución de la demanda en las últimas tres décadas. Después, partiendo de la literatura académica que analiza el grado de exposición de cada ocupación al cambio tecnológico y utilizando los patrones de empleabilidad de los distintos grados universitarios, se elaboran tres índices (índice RTI, *routine task intensity*), índice de exposición a la inteligencia artificial (IA) e índice de exposición al *software*) para cada grado. Los índices elaborados, basados en la exposición de los grados al cambio tecnológico de los distintos grados universitarios, son muy informativos para explicar tanto las salidas laborales como el salario esperado de sus egresados. Los índices pueden ser utilizados para mejorar el diseño de los estudios universitarios y también como indicadores de en qué grados es esperable una mayor demanda en el futuro. Finalmente, utilizando microdatos del proceso de admisión de la Comunidad de Madrid donde los estudiantes revelan sus preferencias, se diseña otro indicador para ordenar los grados según la demanda insatisfecha.

Palabras clave: universidad, cambio tecnológico, inteligencia artificial y demanda.

Abstract

This article explores the impact that technological change and artificial intelligence may have on the demand for university studies, using Spanish data. It begins with a retrospective analysis of the evolution of demand over the last three decades. Then, based on the academic literature that analyzes the degree of exposure of each occupation to technological change and the employability patterns of different university degrees, three indexes are developed for each degree: (RTI index (Routine Task Intensity), index of exposure to Artificial Intelligence (AI) and index of software exposure). These indexes, based on the exposure to technological change of the different university degrees, are very informative to explain both the job prospects and the expected salary of their graduates. The indexes can be used to improve the design of university courses and as indicators of which degrees are likely to be in greater demand in the future. Finally, using microdata from the Community of Madrid enrollment process, where students indicate their preferences, another indicator is designed to rank degrees according to unsatisfied demand.

Keywords: university, technological change, artificial intelligence and demand.

JEL classification: I20, I23, I29.

LA DEMANDA DE EDUCACIÓN SUPERIOR ANTE EL CAMBIO TECNOLÓGICO Y LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

José Ignacio CONDE-RUIZ (*)

Universidad Complutense de Madrid y Fedea

Juan José GANUZA

Universidad Pompeu Fabra y Funcas

Manu GARCÍA

Washington University in St. Louis y Federal Reserve Bank of St. Louis

Carlos VICTORIA

Universidad Complutense de Madrid

I. INTRODUCCIÓN

ESTAMOS asistiendo a una de las mayores transformaciones tanto del sistema educativo como del sistema productivo de la historia. Esto es debido al cambio tecnológico y, en particular, a la digitalización y la inteligencia artificial. Las nuevas tecnologías van a afectar drásticamente a las herramientas pedagógicas y también van a modificar la demanda y la oferta educativas, especialmente de las universidades.

Este artículo se centra en esta última dimensión. Se analiza la demanda de los estudios universitarios en España en el contexto del cambio tecnológico. El objetivo del artículo es doble: por un lado, obtener una imagen de la universidad actual; por otro, identificar los posibles problemas y oportunidades que el cambio tecnológico puede generar para extraer recomendaciones para mejorar las políticas educativas. Además, siguiendo a Conde-Ruiz *et al.* (2024b), se incorpora al análisis una perspectiva de género, mostrando las brechas actuales que existen entre hombres y mujeres respecto a los es-

tudios superiores y sus potenciales consecuencias con respecto a empleabilidad y salarios dado el cambio tecnológico.

El punto de partida es hacer un análisis descriptivo de la evolución de la demanda en las últimas tres décadas. Los datos arrojan interesantes resultados agregados. Primero, España es uno de los países europeos con un mayor porcentaje de jóvenes con estudios universitarios. El dato es aún más positivo con respecto a las mujeres. Consistentemente con los países de nuestro entorno, en España las mujeres son mayoritarias en los estudios universitarios. En términos de áreas de conocimiento, se ha producido un descenso en la demanda relativa de estudios de ingeniería y arquitectura y un aumento de los estudios relacionados con las ciencias de la salud.

La demanda de estudios superiores difiere significativamente entre hombres y mujeres. No existen diferencias significativas en ciencias sociales y humanidades, pero existe una importante brecha en los estudios de ingeniería y arquitectura, donde los hombres están sobrerrepresenta-

dos, y en los relacionados con la sanidad, donde están las mujeres de forma mayoritaria. En el caso de las ciencias, aunque no aparecen diferencias significativas agregadas, cuando se estudian en detalle los grados que componen esta área, el patrón anterior vuelve a aparecer: la proporción de mujeres en las ciencias de la salud es más alta y más baja en las calificadas como *STEM* (acrónimo en inglés de *science, technology, engineering and mathematics*). La conclusión más importante de este análisis es mostrar con un estudio detallado de cien grados universitarios que no hay convergencia en la demanda de estudios superiores entre ambos sexos y que no ha habido avances significativos en reducir la brecha de género de los estudios *STEM* en los últimos veinte años.

La segunda parte del artículo se centra en el estudio de Conde-Ruiz *et al.* (2024a) que analiza el grado de exposición que tienen los grados universitarios al cambio tecnológico. La metodología que sigue Conde-Ruiz *et al.* (2024a) consiste en unir dos fuentes de información que no habían sido analizadas con anterioridad conjuntamente: los patrones de empleabilidad de los distintos grados universitarios y el grado de exposición de cada ocupación al cambio tecnológico. El resultado de conectar la correspondencia entre grados y ocupaciones, con índices de automatización y exposición al *software* y a la inteligencia artificial de los distintos empleos, son una serie de índices pioneros que miden el grado de exposición a la tecnología de los grados universitarios.

En particular, se pueden ordenar los grados universitarios

en base a tres índices sobre las ocupaciones (*RTI*, por sus siglas en inglés, *routine task intensity*), índice de exposición a la inteligencia artificial e índice de exposición al *software*) que tienen una interpretación muy distinta. El *RTI* mide el riesgo de que la ocupación sea reemplazada por la tecnología por tener un alto porcentaje de tareas rutinarias. Ordenando los grados universitarios utilizando los patrones de empleabilidad y este índice de rutinización podemos identificar las carreras más amenazadas por la tecnología. Los *ranking* de los grados universitarios que se basan en índices de exposición a la tecnología (ya sea al *software* o la inteligencia artificial) tiene una interpretación distinta porque identifican profesiones donde se debe incorporar la tecnología, pero esta puede ser complementaria a la formación universitaria. Por ejemplo, carreras con un alto grado de este índice como Ingeniería en Tecnologías Industriales, Estadística o Ingeniería de Minas y Energía deberían reforzar en sus planes de estudios los aspectos metodológicos que ayuden a incorporar dichas tecnologías.

El artículo demuestra que estos índices pueden explicar en gran medida el grado de empleabilidad de los grados universitarios, así como las diferencias salariales esperadas. A pesar de ello, Conde-Ruiz *et al.* (2024a) muestran, utilizando la evolución de las notas de acceso a la universidad de la Comunidad de Madrid, que la demanda no está respondiendo a las potenciales amenazas que el cambio tecnológico supone para algunos grados universitarios. Desde la perspectiva de género, Conde-Ruiz *et al.* (2024b) muestran que las mujeres están sobrerrepre-

sentadas en aquellos grados que, de acuerdo con los índices desarrollados por Conde-Ruiz *et al.* (2024a), están más amenazados por la tecnología.

Aunque se hable de demanda de estudios universitarios, la realidad es que los estudios que se cursan muchas veces están condicionados por la oferta universitaria. En otras palabras, es posible que un estudiante quiera estudiar un grado, pero no pueda hacerlo por no haber plazas suficientes. En este sentido, construimos una ratio de exceso de demanda a partir de microdatos de la Comunidad de Madrid que contiene información de dónde fue admitido el alumno y también el perfil completo de las preferencias (hasta doce opciones) en relación con la elección de carrera. Este indicador puede ser útil para identificar dónde es más necesario aumentar la oferta universitaria.

El artículo está estructurado en seis secciones. La sección dos presenta el estudio descriptivo de la evolución de la demanda de los grados universitarios en el período 1985-2023. La sección tres presenta los índices que hemos construido para medir el grado de exposición que tienen los grados universitarios al cambio tecnológico. La sección cuatro utiliza los índices de exposición al cambio tecnológico para explicar distintas variables del mercado laboral (el grado de inserción laboral de los distintos grados y su salario esperado). La sección cinco analiza, con microdatos sobre las preferencias de los estudiantes, las restricciones de capacidad en la oferta pública de grados universitarios. Por último, la sección seis presenta las conclusiones y recomendaciones de política y concluye el artículo.

II. EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DE LOS GRADOS UNIVERSITARIOS: 1985-2023

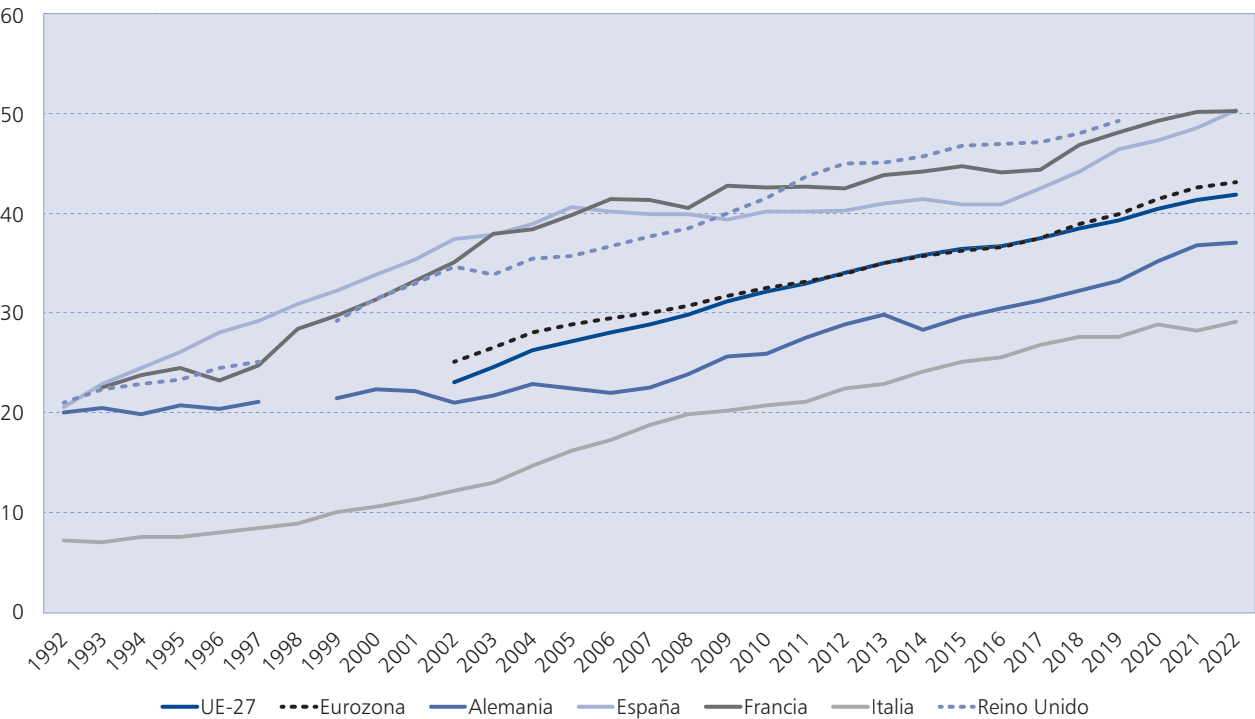
En esta sección se muestra y analiza cómo ha evolucionado la demanda de estudios universitarios en las últimas décadas. La primera pregunta que se analiza es cómo ha cambiado el porcentaje de jóvenes entre 25 y 34 años que tiene educación universitaria. El gráfico 1 muestra la evolución de este indicador para España, la media de la eurozona, y diversos países europeos. La primera conclusión es que existe un patrón general en el que la demanda de estudios universitarios ha crecido de forma sostenida en las últimas tres décadas en todos los países.

En el caso de España, el porcentaje de jóvenes (25-34 años) con educación superior ha pasado de ser aproximadamente el 20 por 100 al 50 por 100, situándose en la horquilla superior, con Francia, de los países de nuestro entorno y muy por encima de la media de la eurozona, si bien no alcanza los niveles de Luxemburgo (64 por 100) y Noruega (60 por 100) en Europa o Canadá (73 por 100) y Corea del Sur (76 por 100) en el mundo (OCDE [2021]). Hay que puntualizar que dentro de los títulos superiores universitarios se contabilizan también los de formación profesional de tercer ciclo.

España tiene, por tanto, una posición de liderazgo dentro de la eurozona con respecto al porcen-

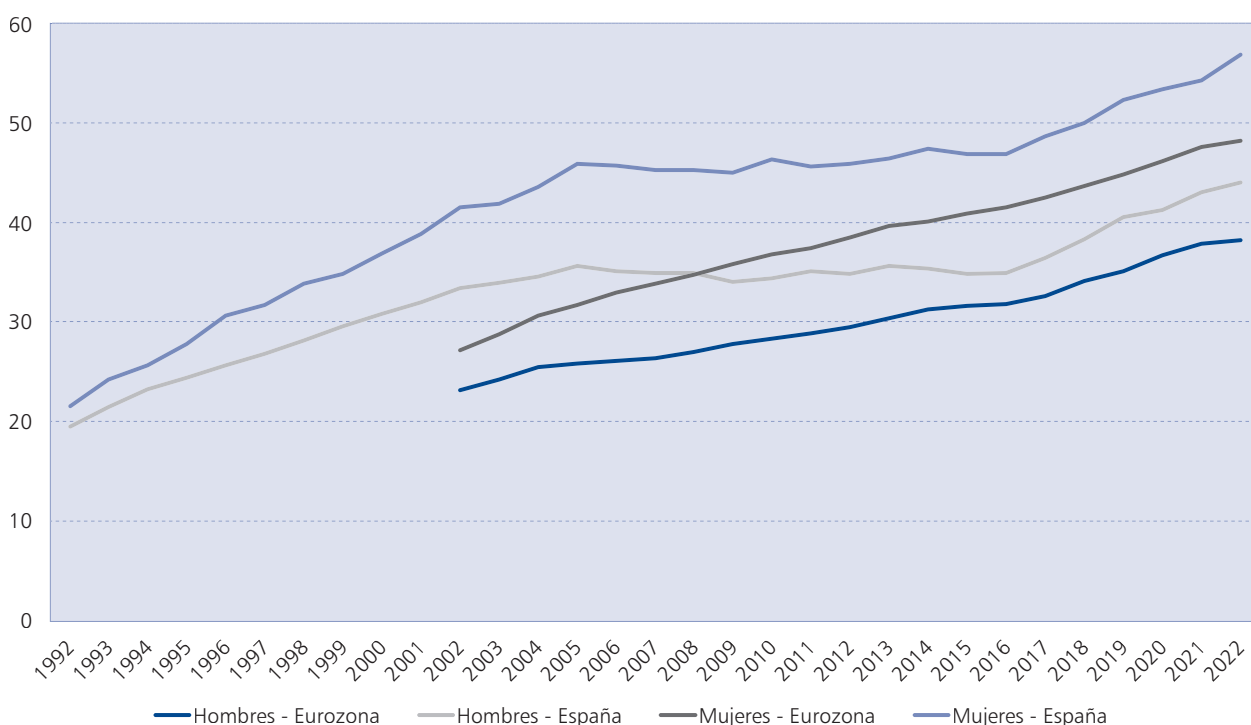
taje de universitarios. Este dato es difícil de interpretar. Por un lado, se puede ver como una fuente de ventaja competitiva para España, ya que la educación superior generalista puede dar herramientas para adaptarse a la cambiante demanda laboral y esto puede ser especialmente importante en períodos de incertidumbre tecnológica. Pero, por otro lado, esta conclusión requiere de dos puntualizaciones importantes. Primero, la alternativa a un alto índice de titulados universitarios podría ser una formación profesional de calidad con un alto grado de inserción laboral. Este parece ser el caso de Alemania. Por otra parte, si la oferta laboral no evoluciona en la misma dirección a la demanda, y los titulados no encuentran trabajos cualifica-

GRÁFICO 1
PORCENTAJE DE POBLACIÓN (25-34 AÑOS) CON EDUCACIÓN TERCIARIA



Nota: ISCED 5-8 incluye Formación Profesional de Grado Superior.
Fuente: Eurostat.

GRÁFICO 2

PORCENTAJE DE POBLACIÓN (25-34 AÑOS) CON EDUCACIÓN TERCIARIA, POR SEXO


Nota: ISCED 5-8 incluye Formación Profesional de Grado Superior.

Fuente: Eurostat.

dos, la sobrecualificación puede generar mucha insatisfacción y fricciones en el mercado laboral, en lugar de ser una fuente de ventaja competitiva.

También se analiza la diferencia en la evolución de la demanda universitaria por sexos. El gráfico 2 reproduce el indicador de porcentaje de personas de entre 25 y 34 años con educación terciaria sobre la población general, para mujeres y hombres. Se observa una brecha positiva de género, en el sentido de que la presencia de las mujeres en la universidad es mayor que la de los hombres. Esta brecha se ha producido fundamentalmente en los noventa, coincidiendo con el aumento de la asistencia a la universidad. Este patrón no

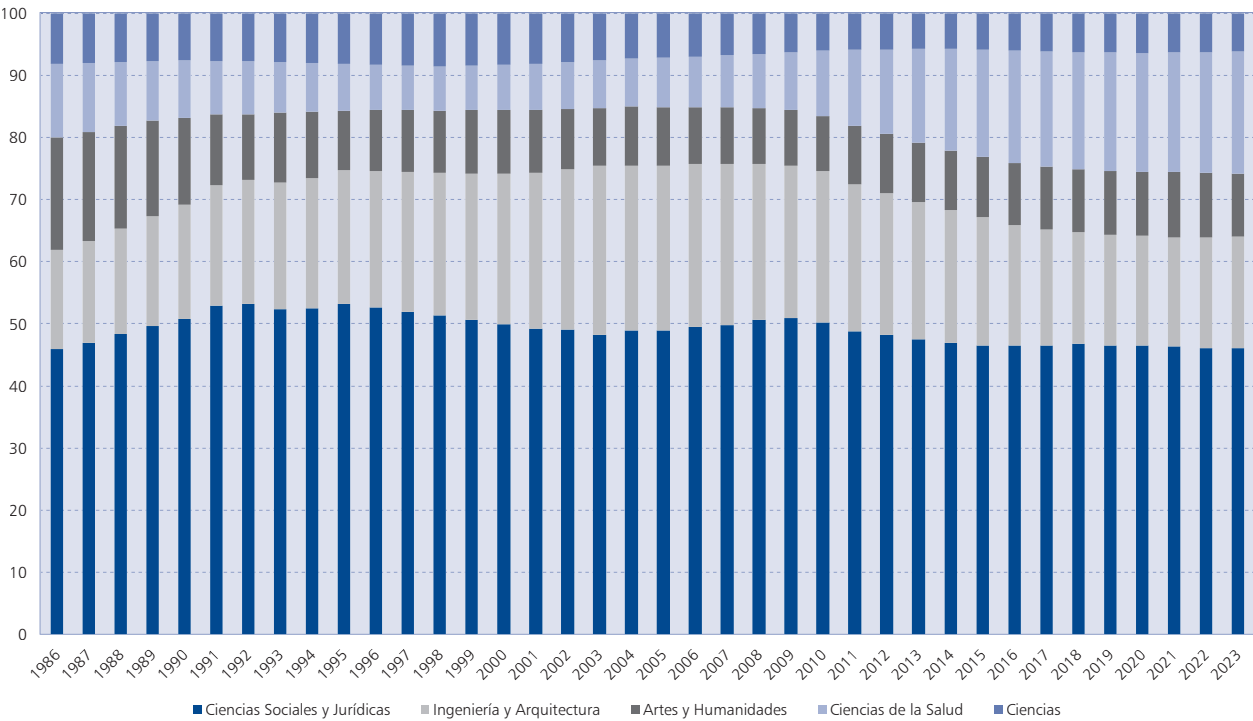
es exclusivo de España y se reproduce también en los países de la eurozona. Este resultado está constatado también por los informes de la OCDE (2021 y 2023), que además indican que una posible explicación podría ser que el premio por obtener educación universitaria en España es mayor para las mujeres que para los hombres. Por ejemplo, en términos de empleabilidad, la diferencia entre tener estudios de secundaria o universitarios es mínima para un hombre (un 6 por 100 de desempleo frente a un 5 por 100), mientras que es significativa para una mujer (bajando del 9 por 100 de desempleo al 6 por 100).

A continuación se examina la demanda específica de los

grados universitarios en España. El gráfico 3 muestra cómo ha cambiado la distribución de los estudiantes matriculados por ramas de conocimiento.

Las titulaciones más demandadas son las referentes a las ciencias sociales, con una cuota de mercado cercana al 50 por 100. Las ciencias y las humanidades tienen una proporción del mercado más pequeña pero casi estable en el tiempo. Sin embargo, las ingenierías y arquitectura redujeron mucho su cuota de mercado después de la crisis económica y no la han vuelto a recuperar (1). El espacio dejado por las ingenierías ha sido ocupado por las ciencias de la salud. El aumento de demanda de las ciencias de la salud puede expli-

GRÁFICO 3
DISTRIBUCIÓN DE ESTUDIANTES MATRICULADOS (GRADO Y/O 1.ER Y 2.º CICLO), POR RAMA DE ENSEÑANZA



Fuente: Sistema Integrado de Información Universitaria, SIIU (Secretaría General de Universidades).

CUADRO N.º 1
PORCENTAJE DE MUJERES RESPECTO AL TOTAL DE MATRICULADOS EN GRADO
(CAMPOS DE ESTUDIO DEL ÁMBITO «CIENCIAS»)

	2015- 2016	2016- 2017	2017- 2018	2018- 2019	2019- 2020	2020- 2021	2021- 2022	2022- 2023
Geografía y Ordenación del Territorio	28	29	29	28	27	27	26	27
Física	26	25	26	27	27	27	28	28
Matemáticas	38	38	38	37	36	35	36	36
Geología	41	41	41	40	40	41	40	39
Ciencias Ambientales	43	43	45	45	46	46	46	45
Química	53	53	53	54	54	54	54	55
Ciencias del Mar	55	58	56	57	58	56	57	58
Biotechnología	60	60	61	61	61	62	62	63
Biología	62	62	62	62	62	62	63	63
Bioquímica	65	65	65	66	66	68	69	70
Biomedicina	77	76	75	75	76	76	77	79

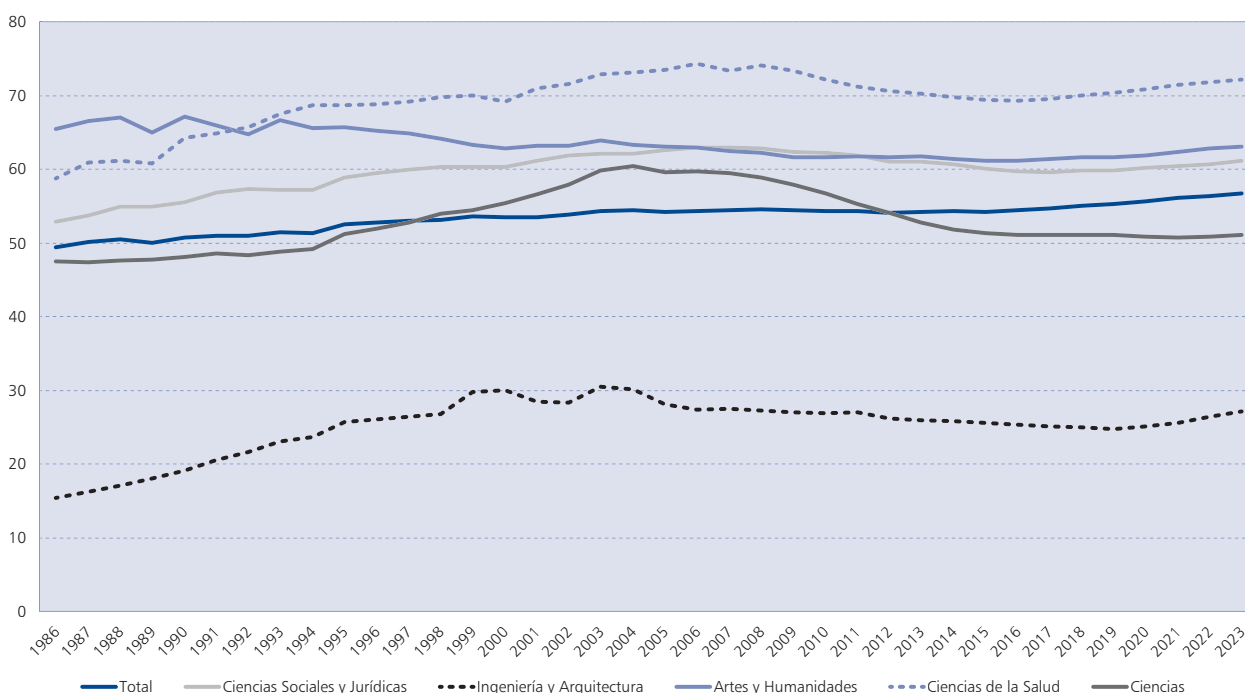
Fuente: Sistema Integrado de Información Universitaria, SIIU (Secretaría General de Universidades).

carse tanto por el aumento de demanda asociado a un mayor nivel de desarrollo y también de envejecimiento, así como por el desarrollo de nuevas disciplinas asociadas al cambio tecnológico.

Pese a esto, la demanda por áreas de conocimiento difiere y ha evolucionado de forma diferente entre los dos sexos. El gráfico 4 muestra la evolución de las estudiantes universitarias por ramas de conocimiento.

Las desigualdades entre sexos más marcadas se refieren a las ciencias de la salud, que son áreas de enseñanzas muy feminizadas, y las ingenierías y arquitectura, donde la representación de las mujeres está estancada por debajo del 30 por 100 desde

GRÁFICO 4
PROPORCIÓN DE MUJERES SOBRE EL TOTAL DE ESTUDIANTES MATRICULADOS (GRADO Y/O 1^{er} Y 2^o CICLO),
POR RAMA DE ENSEÑANZA



Fuente: Sistema Integrado de Información Universitaria, SIU (Secretaría General de Universidades).

finales de los años noventa. Los datos parecen mostrar que en el área de ciencias no existen diferencias significativas de género, pero la realidad es más compleja. El cuadro n.º 1 muestra los grados universitarios del área de conocimiento de ciencias ordenados por la representación de las mujeres en los mismos. El mismo patrón inicial se reproduce: las mujeres están sobrerrepresentadas en aquellos grados como el de Biomedicina que se encuentran cercanos a las ciencias de la salud, mientras que se encuentran infrarrepresentadas en grados como física o matemáticas.

El cuadro n.º 1A del Apéndice muestra pormenorizadamente la representación de las mujeres en 100 titulaciones universita-

rias (2). La conclusión general es similar a la que muestra el gráfico 4. Las mujeres están sobrerrepresentadas en los grados relacionados con la salud, la asistencia social y la enseñanza, que podríamos denominar «economía de los cuidados». En ciencias sociales y humanidades, aunque existen divergencias de representación, estas son, en general, menores. Por último, en los grados STEM, con la salvedad de aquellos grados relacionados con la salud, las mujeres están significativamente infrarrepresentadas. Para dar una muestra de este patrón, el cuadro n.º 2 selecciona, del análisis general de todos los grados, los 15 estudios en los que las mujeres están más representadas y aquellos 15 en los que tienen menor representación.

La brecha de género con respecto a los estudios de STEM no es una anomalía española. El informe de la OCDE (2023) muestra que, en mayor o menor medida, esta brecha se da en todos los países desarrollados. Sin embargo, es preocupante que, a pesar de los esfuerzos en promocionar los estudios STEM entre las niñas y adolescentes, no haya habido avances significativos en las últimas dos décadas. Además, es importante señalar que, tal como demuestran Hanushek *et al.* (2015) y Rebollo-Sanz y De la Rica (2022), dado que el mercado de trabajo recompensa los conocimientos en matemáticas, esta brecha en perfiles STEM puede explicar al menos en parte las diferencias salariales entre hombres y mujeres. Además, como se discute en la próxima sección, las oportunidades laborales

CUADRO N.º 2

CAMPOS DE ESTUDIO CON MENOR Y MAYOR PORCENTAJE DE MUJERES RESPECTO AL TOTAL DE MATRICULADOS EN GRADO

	2015- 2016	2016- 2017	2017- 2018	2018- 2019	2019- 2020	2020- 2021	2021- 2022	2022- 2023
Ingeniería del Automóvil	8	7	6	6	5	4	5	5
Gestión Deportiva	8	7	6	6	5	4	5	5
Ingeniería de Computadores	10	10	11	10	11	11	12	12
Ingeniería Mecánica	13	13	13	13	14	14	14	14
Informática	12	12	12	12	13	13	14	14
Desarrollo de <i>Software</i> y de Aplicaciones	11	11	12	12	12	13	14	14
Ingeniería Eléctrica	13	14	14	14	15	15	15	15
Ingeniería Elec. Industrial y Automática	14	14	15	15	16	16	16	16
Ingeniería en Electrónica	16	17	17	17	17	17	18	19
Desarrollo de Videojuegos	12	12	12	13	13	14	17	19
Otras Ingenierías	14	13	14	14	15	17	17	20
Prevención y Seguridad Laboral	14	13	14	14	15	17	17	20
Ingeniería Naval y Oceánica	19	19	20	20	20	21	21	22
Actividad Física y del Deporte	19	19	20	20	20	21	21	22
Ingeniería de Telecomunicación	21	20	21	21	21	22	22	22
Lenguas Modernas Aplicadas	78	79	79	79	79	80	80	78
Artes Escénicas	80	77	77	79	79	79	77	78
Biomedicina	77	76	75	75	76	76	77	79
Diseño	73	74	75	75	76	77	78	79
Traducción e Interpretación	80	80	81	81	81	80	80	80
Conservación y Restauración	78	77	76	77	78	80	81	80
Enfermería	78	77	76	77	78	80	81	80
Educación Social	81	81	81	81	81	81	82	82
Trabajo Social	81	81	81	81	81	81	82	82
Pedagogía	83	83	83	83	84	83	84	84
Terapia Ocupacional	83	83	83	83	84	83	84	84
Protocolo y Eventos	88	89	89	88	86	86	87	88
Logopedia	88	89	89	88	86	86	87	88
Educación Infantil	93	93	93	93	92	92	91	91
Igualdad de Género	90	87	87	80	95	95	95	96

Nota: Se incluyen los 15 campos de estudio con menor y mayor porcentaje de mujeres respecto al total de matriculados en el curso 2022-2023.
Fuente: «Campo de estudio», en la taxonomía del Sistema Integrado de Información Universitaria (SIIU).

de los estudios *STEM* están menos amenazadas por los cambios tecnológicos que las asociadas a otro tipo de estudios, por lo que el premio salarial a los estudios *STEM* puede subir, y eso es posible que incremente la brecha salarial entre hombres y mujeres en un futuro próximo.

III. LOS GRADOS UNIVERSITARIOS FRENTE AL CAMBIO TECNOLÓGICO

En esta sección se analiza el grado de exposición que tienen

los grados universitarios al cambio tecnológico. Para ello, se utilizan dos fuentes de infor-

mación. Por un lado, los trabajos que asignan a las distintas ocupaciones índices que miden cómo de expuestas están las distintas ocupaciones a la tecnología. Por otro lado, información relativa a las ocupaciones a las que acceden los distintos estudiantes en función de la titulación estudiada.

Es decir, en una primera etapa, se relaciona cada titulación universitaria con las distintas ocupaciones. En una segunda etapa, se usa la información del grado de exposición de cada ocupación al cambio tecnológico. Por último, se asigna a cada titulación universitaria un índice de exposición a la tecnología. La figura 1 muestra, de manera esquemática, el procedimiento de obtención de estos índices.

1. Correspondencia entre grados universitarios y ocupaciones

Para obtener la correspondencia entre las ocupaciones y los grados universitarios se utilizan los datos de la *Encuesta de inserción laboral de los titulados universitarios (EILU)* de 2019. Esta operación estadística del Instituto Nacional de Estadística (INE) tiene como objetivo proporcionar información sobre la situación laboral del colectivo

FIGURA 1
METODOLOGÍA DE OBTENCIÓN DE LOS ÍNDICES DE EXPOSICIÓN DE LOS GRADOS UNIVERSITARIOS AL CAMBIO TECNOLÓGICO



Fuente: Elaboración propia.

de graduados universitarios, así como los diversos aspectos de su proceso de inserción laboral (acceso al mercado de trabajo). En particular, incluye información sobre la cohorte de egresados en el curso académico 2013-2014, con una muestra de, aproximadamente, 31.500 personas (titulados de 1.º y 2.º ciclo y graduados).

Un aspecto importante es que incluye información sobre la ocupación, a dos dígitos CNO-11 (3), en la que trabajan (en su caso) los titulados de las distintas carreras. A partir de esta información, se puede calcular la distribución de ocupaciones para cada titulación universitaria, es decir, qué porcentaje de los titulados de cada carrera se encuentra trabajando en una determinada ocupación (4).

2. Índice de exposición de las ocupaciones al cambio tecnológico y la inteligencia artificial (IA)

La literatura académica (ver Dorn, 2015; Acemoglu y Restrepo, 2022; Autor, 2019; Autor y Dorn, 2013 y Conde-Ruiz y Ganuza, 2023, entre otros) trata de anticipar cuáles serán las ocupaciones más afectadas por la nueva economía digital. Para ello, argumentan que el cambio tecnológico no tendrá un gran impacto diferencial en los trabajadores en función de sus niveles de educación, sino en función del contenido de las tareas de sus ocupaciones (*task biased technological change*). Así, se distinguen tres tipos de tareas: rutinarias, abstractas y manuales. Las tareas rutinarias implican la repetición de procesos predeterminados (como en las cadenas de montaje de coches o tareas administrativas). Las tareas abs-

tractas son aquellas que implican la resolución de problemas, la intuición, la capacidad de persuasión y liderazgo, así como la creatividad. Las tareas manuales (no rutinarias) son aquellas que requieren interacciones personales, adaptabilidad, reconocimiento visual y el lenguaje. Parece evidente que las tareas rutinarias son fáciles de realizar por la tecnología de automatización, mientras que las abstractas y las manuales son mucho más difíciles. Las primeras porque son claramente complementarias a la tecnología y las segundas porque son muy caras para ser reemplazadas por ella. Con este argumento, se hace una clasificación de las tareas principales en cada ocupación. La base de datos más utilizada es O*NET (*Occupational Information Network*), que da una vinculación directa entre tareas y ocupaciones.

Índice RTI (routine task intensity). Dentro de esta metodología se usa la medida sintética de intensidad de tareas rutinarias construida por Lewandowski *et al.* (2022) y Schotte, Park y Lewandowski (2023) (5). Una particularidad de este enfoque es que, frente a los análisis basados en O*NET, no asume que el contenido en tareas en un país determinado sea idéntico al que existe en Estados Unidos. Por ello, su principal ventaja es que permiten distinguir entre diferencias en el contenido en tareas entre trabajadores que tienen la misma ocupación, pero viven en distintos países. Esto permite usar los datos específicos estimados para España.

En particular, los autores construyen métricas para cada país de la intensidad de tareas rutinarias a niveles 1 y 2 de la clasificación ISCO-08 (6) (Clasifica-

ción Internacional Uniforme de Ocupaciones). Para una serie de países, a partir de los datos de tres encuestas (Lewandowski *et al.*, 2022). Para aquellos países de los que no se dispone de datos de encuesta, se realiza una estimación econométrica (Schotte *et al.*, 2023).

A partir de las preguntas de las distintas encuestas, crean una medida sintética de la intensidad relativa de tareas rutinarias de acuerdo con los niveles de tareas cognitivas rutinarias, cognitivas no rutinarias analíticas y cognitivas no rutinarias personales, sin incluir las tareas manuales. Finalmente, el RTI se estandariza a partir de su media y su desviación típica en Estados Unidos.

De este modo, ocupaciones con un mayor contenido de tareas no rutinarias (analíticas y personales) tendrán un valor más bajo de esta métrica, mientras que aquellas ocupaciones con mayor contenido de tareas rutinarias (cognitivas) tendrán un nivel mayor de ella. Es, por tanto, una medida del aspecto rutinario de la ocupación y, por ello, de la capacidad de ser reemplazado por la tecnología.

Índice exposición a la inteligencia artificial y al software. Por otro lado, Webb (2020) identifica qué tareas pueden ser automatizadas por una tecnología en particular y construye una métrica de la exposición de las ocupaciones a dicha tecnología basada en la información contenida en los textos de sus patentes y su vinculación con las tareas que se desempeñan en las distintas ocupaciones. En concreto, se utilizan las descripciones de ocupaciones procedentes de O*NET y datos de patentes de Google Patents Public Data. Estos indi-

cadadores están disponibles para las distintas ocupaciones a tres dígitos ISCO-08, procedentes de Albanesi *et al.* (2023).

Las ocupaciones menos expuestas al *software* serían aquellas que tienen un elevado componente manual y no son fáciles de «algoritmizar», así como con un alto componente interpersonal. La inteligencia artificial, por su parte, afecta a diferentes ocupaciones, y por su propia naturaleza, no puede conocerse, *a priori*, el impacto que puede tener o si este será positivo o negativo. Todo esto hace la interpretación de estos dos índices sustancialmente más compleja que el de intensidad de tareas rutinarias del índice *RTI*.

En definitiva, se dispone de los índices de intensidad de tareas rutinarias (*RTI*) y de exposición a la tecnología (inteligencia artificial y *software*) descritos anteriormente a un nivel de desagregación de 2 y 3 dígitos, respectivamente, de ISCO-08. La correspondencia entre la ISCO-08 y la CNO-11 no es exacta, lo que obliga a realizar ciertos ajustes a la hora de calcular los índices para las ocupaciones CNO (7).

Para realizar el análisis de la respuesta de los grados universitarios al cambio tecnológico se requiere de índices que midan la intensidad de este último, principalmente en base a los diferentes tipos de tareas (rutinarias/no rutinarias, manuales/cognitiva). Sin embargo, como se ha visto anteriormente, en la literatura se han calculado índices en este sentido para las distintas ocupaciones, pero no para las carreras. Esto se debe, en parte, a que la vinculación entre tareas y ocupaciones es sencilla a partir de las clasificaciones internacionales es-

tandarizadas (O*NET o ESCO, la clasificación europea multilingüe de capacidades, competencias, cualificaciones y ocupaciones), mientras que la vinculación entre ambas y las titulaciones se encuentra en un proceso muy preliminar (8).

Una vez clasificadas todas las ocupaciones con cada uno de los tres índices mencionados anteriormente (*RTI*, índice de exposición a la inteligencia artificial e índice de exposición al *software*) se pueden asignar dichos índices a cada grado universitario en función de las ocupaciones en las que acaban trabajando los estudiantes de cada grado. Para cada una de las métricas, se calculan como la media ponderada de los índices de las distintas ocupaciones en las que trabajan sus titulados, utilizando como pesos la distribución de ocupaciones calculada a partir de los datos de la *Encuesta de inserción laboral de los titulados universitarios*.

Como se ha señalado anteriormente, el *RTI* tiene una interpretación sencilla: cuanto mayor sea, mayor es el riesgo de que la ocupación sea reemplazada por la tecnología. Por tanto, aquellas titulaciones con un *RTI* más alto corren el mismo riesgo, pues indicaría que los recién graduados en dicha carrera estarían siendo contratados en ocupaciones que se van a ver amenazadas por la tecnología.

3. Clasificación de los grados universitarios en función de los tres índices tecnológicos por ocupaciones

Clasificación en función del índice de intensidad de tareas rutinarias. Como se ha señala-

do anteriormente, el índice *RTI* tiene una interpretación sencilla: cuanto mayor sea este, mayor es el riesgo de que la ocupación sea reemplazada por la tecnología. Por tanto, aquellas titulaciones con un *RTI* más alto corren el mismo riesgo, pues indicaría que los recién graduados en dicha carrera estarían siendo contratados en ocupaciones que se van a ver amenazadas por la tecnología.

En primer lugar, se analizan las titulaciones con un *RTI* más bajo, es decir, aquellas cuyos egresados trabajan en ocupaciones con menor riesgo tecnológico. En el cuadro n.º 3 se muestran las 15 titulaciones con menor nivel del índice *RTI* (9), entre las que se encuentran, fundamentalmente, ingenierías de diverso tipo, Matemáticas, Física y Arquitectura. Adicionalmente, el cuadro n.º 4 muestra las 15 carreras con un *RTI* más alto (aquellas cuyos titulados trabajan en ocupaciones con elevado riesgo tecnológico): Turismo, Gestión y Administración Pública, Finanzas y Contabilidad o Náutica y Transporte Marítimo. Con todo, algunas de las carreras no parecen, *a priori*, relacionadas con ocupaciones en las que existe una elevada rutinización, como por ejemplo Ciencias del Mar o Turismo, lo que llevaría a pensar que pueden estar capturando una inserción laboral hacia ocupaciones en las que sí existe ese riesgo, reflejando el fenómeno de la sobrecualificación.

Clasificación en función de los índices de exposición al software o a la IA. En los cuadros n.º 5 y 6 se analizan las titulaciones con índices de exposición a la tecnología bajos y altos, respectivamente (en el Apéndice están todos los grados universitarios). Es relevante, en la línea con lo

CUADRO N.º 3

TITULACIONES CON VALORES BAJOS DEL ÍNDICE DE INTENSIDAD DE TAREAS RUTINARIAS

Ingeniería de Computadores
 Informática
 Desarrollo de *Software* y de Aplicaciones e Ingeniería Multimedia
 Matemáticas
 Ingeniería Aeronáutica
 Ingeniería de Telecomunicación
 Física
 Ingeniería de Materiales e Ingeniería Textil
 Ingeniería en Tecnologías Industriales
 Arquitectura y Urbanismo y Paisajismo
 Ingeniería de Sonido e Imagen
 Ingeniería en Electrónica
 Ingeniería Biomédica y de la Salud
 Ingeniería de la Energía
 Educación Primaria

Fuentes: Elaboración propia con datos de Schotte et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

CUADRO N.º 4

TITULACIONES CON VALORES ALTOS DEL ÍNDICE DE INTENSIDAD DE TAREAS RUTINARIAS

Información y Documentación
 Ciencias del Mar
 Lenguas Modernas Aplicadas
 Criminología
 Humanidades
 Nutrición Humana y Dietética
 Bellas Artes
 Ciencias del Trabajo
 Geografía
 Ingeniería Hortofruticultura y Jardinería
 Náutica y Transporte Marítimo
 Historia del Arte
 Finanzas y Contabilidad
 Gestión y Administración Pública
 Turismo

Fuentes: Elaboración propia con datos de Schotte et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

que se ha descrito anteriormente, que aquellas titulaciones más expuestas a la tecnología en base a estos índices no parecen estar relacionadas con ocupaciones con un elevado riesgo de ser automatizadas, sino más bien con ocupaciones altamente complementarias con la tecnología

(ingenierías, arquitectura o estadística), lo que apunta hacia la necesidad de adquirir competencias que permitan esta complementariedad. Respecto a las carreras con índices de exposición más bajos, son mayoritariamente de la rama de educación y arte y humanidades.

4. Discusión de los resultados

La interpretación de los resultados obtenidos, así como las implicaciones de política económica que podemos inferir, son las siguientes: por un lado, es importante recordar que el índice asignado a cada grado universitario se ha construido mirando las ocupaciones a las cuales acceden los estudiantes que los han cursado y que, por tanto, no se ha utilizado la información de los programas o contenidos de cada titulación; por otro lado, como se verá a continuación, la interpretación es muy distinta en función del índice utilizado.

El *ranking* de los grados universitarios utilizando el índice de rutinización indica que aquellas carreras con un índice más bajo están formando trabajadores en ocupaciones que al tener un alto porcentaje de tareas rutinarias muy probablemente serán reemplazadas por la tecnología. Como se puede ver en el cuadro n.º 4, (o en el cuadro n.º 2A del Apéndice, donde se muestran todos los campos de estudio), las carreras más amenazadas por la tecnología serían: Historia, Información y Documentación, Ciencias del Mar, Lenguas Modernas Aplicadas, Criminología, Humanidades, Nutrición Humana y Dietética, Bellas Artes, Ciencias del Trabajo, Geografía, Ingeniería de la Hortofruticultura y Jardinería, Náutica y Transporte Marítimo, Historia del Arte, Finanzas y Contabilidad, Gestión y Administración Pública y Turismo. Todas estas carreras tendrán que adaptar, seguramente, su plan de estudios para dar una formación a sus estudiantes que les permita encontrar ocupaciones que no se encuentren en riesgo de automatización. Por

CUADRO N.º 5
TITULACIONES CON VALORES BAJOS DE LOS ÍNDICES DE EXPOSICIÓN
A LA TECNOLOGÍA

IA (WEBB)	SOFTWARE (WEBB)
Educación Infantil	Lenguas y Dialectos Españoles
Educación Primaria	Educación Primaria
Lenguas y Dialectos Españoles	Educación Infantil
Lengua Inglesa	Literatura
Pedagogía	Protocolo y Eventos
Gestión y Administración Pública	Lengua Inglesa
Literatura	Música y Artes Escénicas
Música y Artes Escénicas	Pedagogía
Otros Maestros	Traducción e Interpretación
Lenguas Clásicas	Lenguas Clásicas
Otras Lenguas Extranjeras	Otras Lenguas Extranjeras
Arqueología	Arqueología
Finanzas y Contabilidad	Educación Social
Lenguas Modernas Aplilcadas	Otros Maestros
Protocolo y Eventos	Gestión y Administración Pública

Fuentes: Elaboración propia con datos de Albanesi et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

otro lado, las carreras con índice de rutinización bajo son carreras que están formando trabajadores en ocupación con un porcentaje bajo de tareas rutinarias y, por tanto, tienen menos riesgo

de desaparecer por el avance de la tecnología.

Los *ranking* de los grados universitarios usando los índices de exposición a la tecno-

logía (ya sea al *software* o la inteligencia artificial) tiene una interpretación distinta. Si tienen un índice alto, significa que los estudiantes que cursan esos grados acceden a ocupaciones que, o bien están expuestas al *software*, o bien expuestas a la inteligencia artificial. Así por ejemplo, si atendemos al índice de exposición al *software*, los siguientes grados universitarios tienen un índice alto: Ingeniería en Tecnologías Industriales, Estadística, Ingeniería de Minas y Energía, Ingeniería Mecánica, Ingeniería Electrónica Industrial y Automática, Ingeniería Aero-náutica, Ciencia y Tecnología de los Alimentos e Ingeniería Alimentaria, Ingeniería de la Ener-gía, Ingeniería Naval y Oceánica, Ingeniería de Telecomunicación, Náutica y Transporte Marítimo, Ingeniería de Sonido e Imagen, Ingeniería en Electrónica, Desa-rrollo de *Software* y de Aplica-ciones e Ingeniería Multimedia, Ingeniería de Computadores e Informática.

CUADRO N.º 6
TITULACIONES CON VALORES ALTOS DE LOS ÍNDICES DE EXPOSICIÓN
A LA TECNOLOGÍA

IA (WEBB)	SOFTWARE (WEBB)
Ingeniería en Electrónica	Estadística
Ingeniería Geomática, Topografía y Cartografía	Ingeniería de Minas y Energía
Informática	Ingeniería Mecánica
Ingeniería de Telecomunicación	Ingeniería Electrónica Industrial Automática
Ingeniería de Computadores	Ingeniería Aeronáutica
Ingeniería Química Industrial e Ingeniería Medioambiental	Ciencia y Tenología de los Alimentos e Ingeniería Alimentaria
Ingeniería Civil	Ingeniería de la Energía
Ingeniería Electrónica Industrial Automática	Ingeniería Naval y Oceánica
Ingeniería Eléctrica	Ingeniería de Telecomunicación
Ingeniería Mecánica	Náutica y Transporte Marítimo
Ingeniería de la Energía	Ingeniería de Sonido e Imagen
Ingeniería Naval y Oceánica	Ingeniería en Electrónica
Ingeniería en Tecnologías Industriales	Desarrollo de <i>Software</i> y de Aplicaciones e Ingeniería Multimedia
Arquitectura, Urbanismo y Paisajismo	Ingeniería de Computadores
Ingeniería Aeronáutica	Informática

Fuentes: Elaboración propia con datos de Albanesi et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

Si miramos al índice de exposición a la IA, los grados con un índice alto serían: Desarrollo de *Software* y de Aplicaciones e Ingeniería Multimedia, Ingeniería Biomédica y de la Salud, Ingeniería en Electrónica, Ingeniería Geomática, Topografía y Cartografía, Informática, Ingeniería de Telecomunicación, Ingeniería de Computadores, Ingeniería Química Industrial e Ingeniería Medioambiental, Ingeniería Civil, Ingeniería Electrónica Industrial y Automática, Ingeniería Eléctrica, Ingeniería Mecánica, Ingeniería de la Energía, Ingeniería Naval y Oceánica, Ingeniería en Tecnologías Industriales, Arquitectura y Urbanismo y Paisajismo e Ingeniería Aeronáutica. En este caso, no es necesariamente negativo tener un índice (*software*

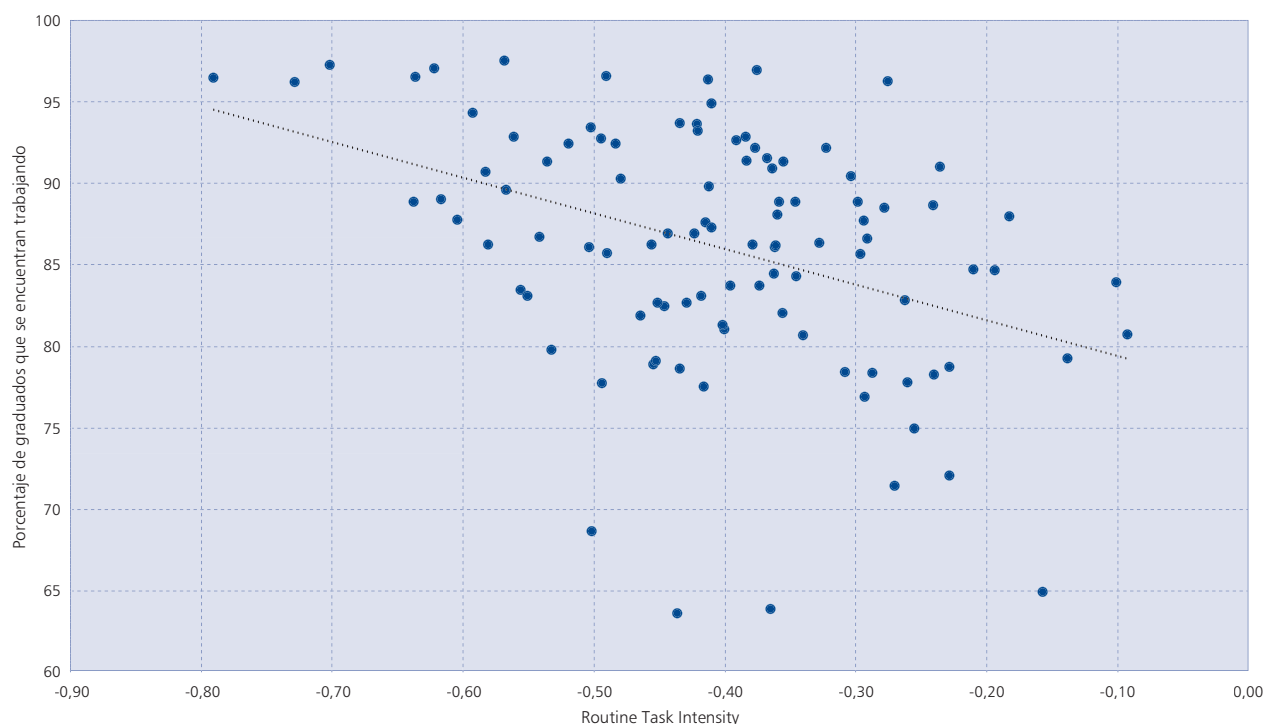
o inteligencia artificial) alto, pues va a depender de si dicha tecnología es complementaria o sustitutiva a las competencias del estudiante. Por ejemplo, parece claro que muchos ingenieros o arquitectos usan determinados programas informáticos para la realización de sus tareas. El riesgo aquí es si las funcionalidades de dichos programas informáticos son complementarias a la formación que se está dando a los estudiantes o, por el contrario, sustitutivas. Si la formación universitaria es complementaria al avance de la tecnología, los estudiantes que cursan esos grados no corren riesgo en cuanto a las ocupaciones que desempeñarán en el futuro. En cualquier caso, todas las carreras con índices de exposición a la tecnología

(*software* o inteligencia artificial) alto deben actualizar sus contenidos y planes de estudio, prestando especial atención al progreso tecnológico.

IV. LA INSERCIÓN LABORAL DE LOS GRADOS UNIVERSITARIOS Y SU EXPOSICIÓN AL CAMBIO TECNOLÓGICO

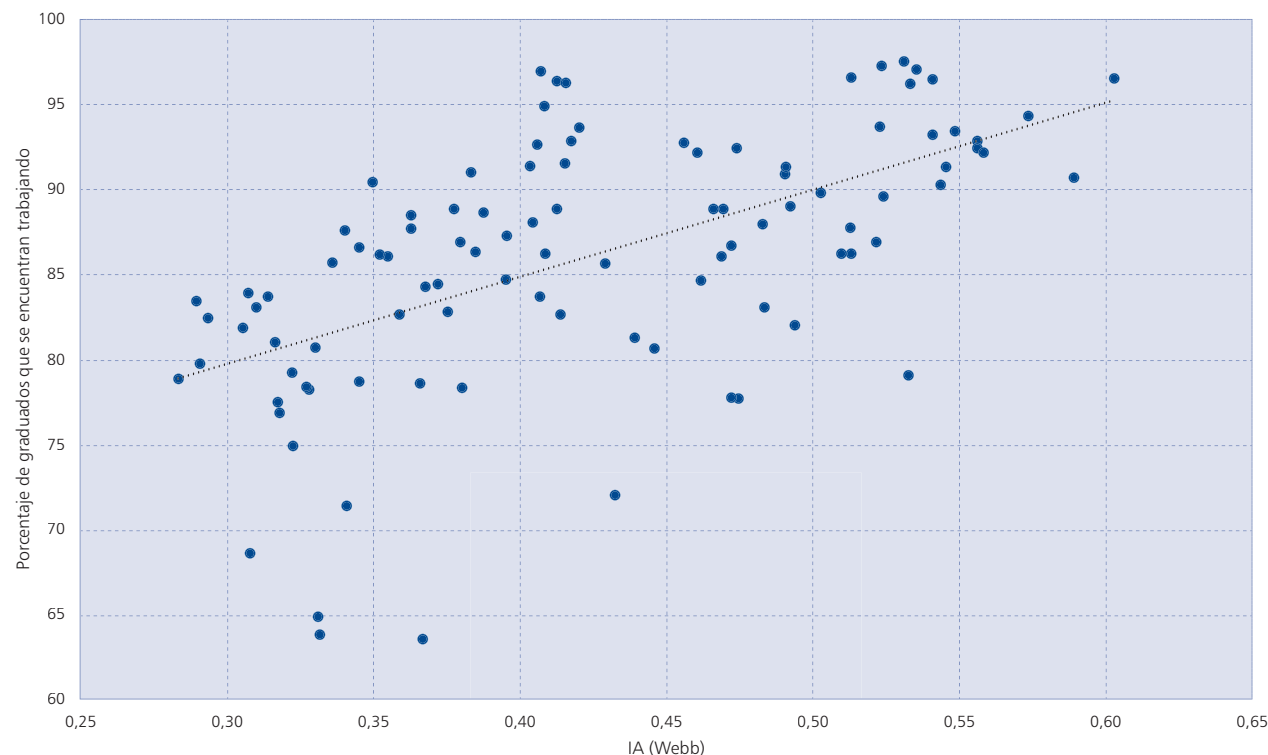
En esta sección se analiza la posible correlación entre nuestros índices de intensidad de tareas rutinarias y exposición a la tecnología (inteligencia artificial y *software*) con determinadas características de las titulaciones: el porcentaje de graduados que se encuentran trabajando y el porcentaje de graduados afiliados a la Seguridad Social por cuenta

GRÁFICO 5
INSERCIÓN LABORAL E INTENSIDAD DE TAREAS RUTINARIAS



Fuentes: Schotte et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

GRÁFICO 6

INSERCIÓN LABORAL Y EXPOSICIÓN A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Fuentes: Albanesi et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

ajena que se encuentran en los dos quintiles superiores de las bases de cotización (10).

1. Análisis de la inserción en el mercado de trabajo

Los siguientes gráficos muestran la relación entre los tres índices calculados para cada grado universitario y la inserción laboral, medida como el porcentaje de graduados de cada titulación que se encuentran trabajando. En ellos se ve que la relación es negativa en el caso del *RTI*, indicando que aquellas carreras donde sus estudiantes acaban en ocupaciones con menor porcentaje de tareas rutinarias tienen un mayor porcentaje de graduados trabajando. En el caso de la exposición

a la tecnología, la relación es positiva, indicando que aquellas titulaciones con mayor exposición, tanto al *software* como a la IA, tienen un mayor porcentaje de graduados trabajando.

2. Análisis del salario por cuenta ajena

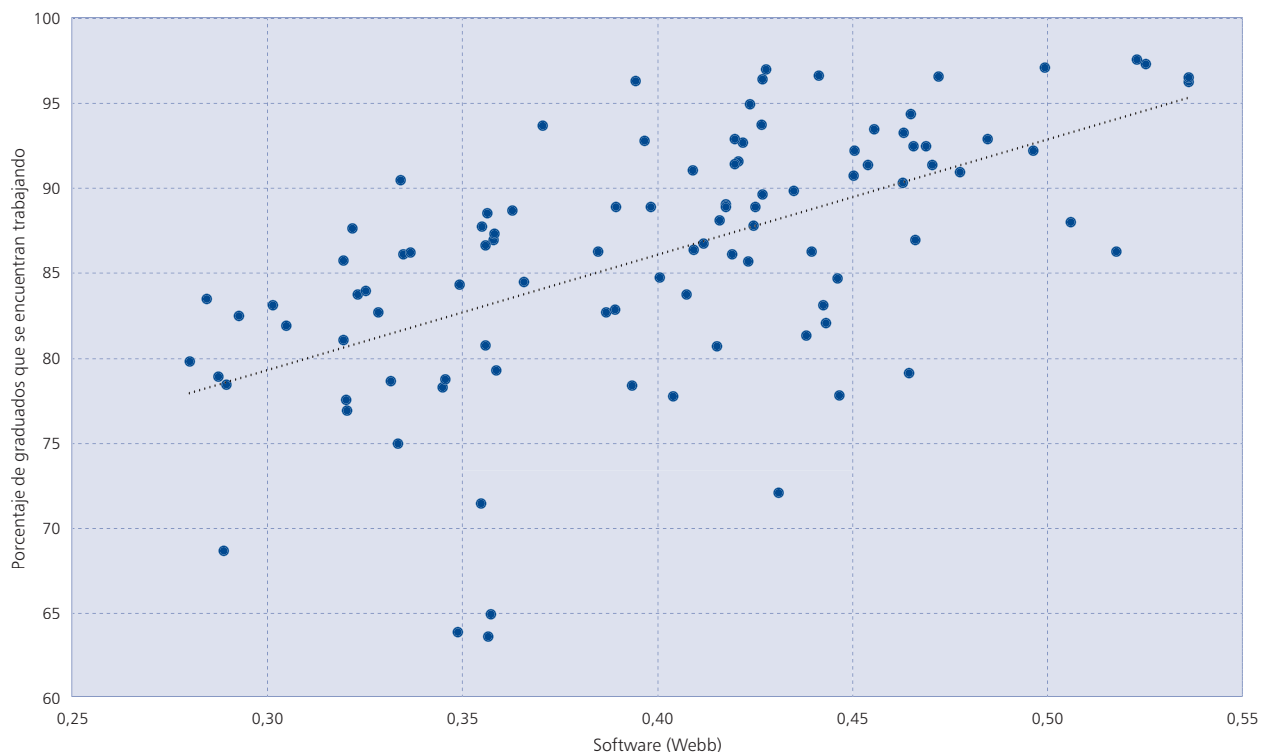
Finalmente, se muestra la relación entre los índices y una métrica relacionada con el salario, medida como el porcentaje de graduados de cada titulación, afiliados a la Seguridad Social por cuenta ajena, en los dos quintiles superiores de las bases de cotización. En ellas se ve que la relación es negativa en el caso del *RTI*, indicando que aquellas carreras donde sus estudiantes

acaban trabajando en ocupaciones con tareas menos rutinarias tienen un mayor porcentaje de graduados en los quintiles superiores, mientras que en el caso de la exposición a la tecnología, la relación es positiva, mostrando que aquellas titulaciones con mayor exposición tienen un mayor porcentaje de graduados en estos quintiles.

3. Análisis del impacto de la exposición de los grados universitarios al cambio tecnológico sobre su demanda

Dada la correlación entre los índices de la exposición de los grados universitarios al cambio tecnológico y la inserción la-

GRÁFICO 7
INSERCIÓN LABORAL Y EXPOSICIÓN AL SOFTWARE



Fuentes: Albanesi et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

boral, sería esperable que estos índices sean una señal sobre la evolución futura de la demanda de los grados universitarios. Sin embargo, según Conde-Ruiz et al. (2024b), la demanda todavía no está reaccionando a la potencial exposición de los grados al cambio tecnológico. Este artículo obtiene esta conclusión analizando la correlación entre el incremento en la nota de acceso y el número de matriculados entre los cursos 2013-2014 (curso en el que terminaron la universidad los participantes en la encuesta) y 2021-2022 (último año disponible para las notas de acceso a la universidad) y los distintos índices que se han diseñado. La relación entre los índices de intensidad de tareas rutinarias y exposición a la tecnología (inteligencia artificial

y software) con la variación de la nota de acceso es muy débil y no parece haber correlación entre estos índices con el crecimiento o disminución del número de estudiantes a lo largo del período.

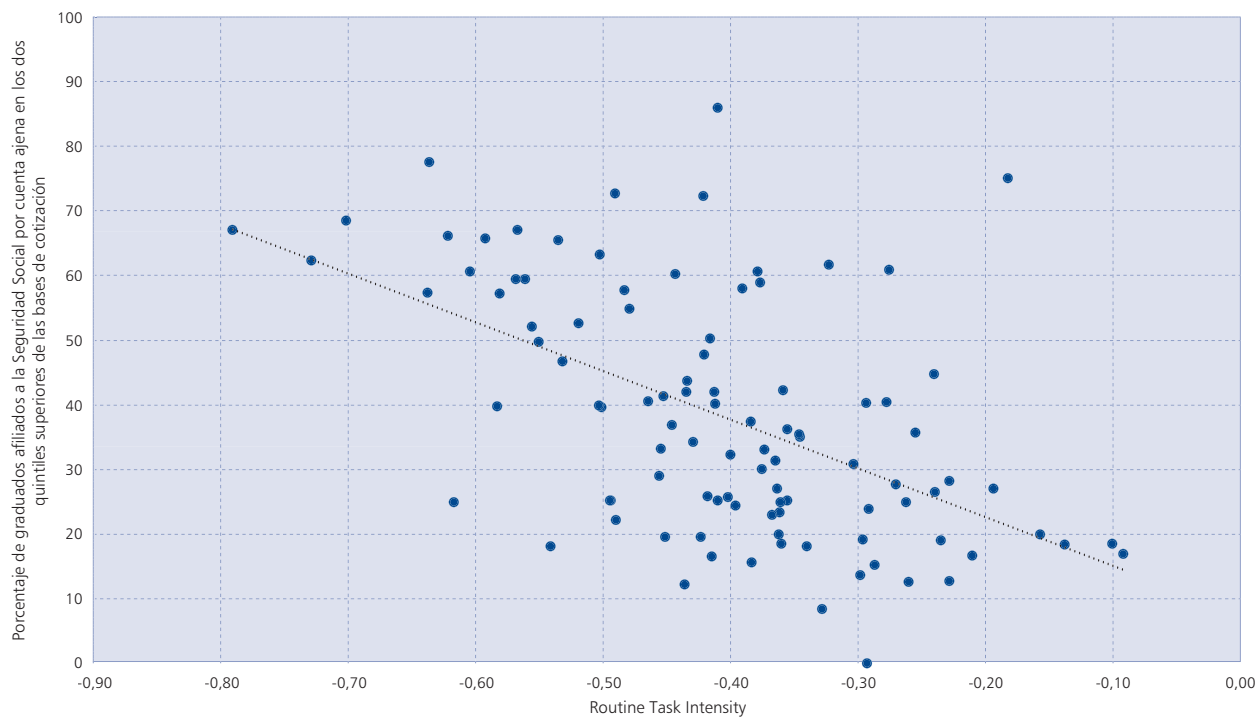
V. RESTRICCIONES DE CAPACIDAD EN LA OFERTA PÚBLICA DE GRADOS UNIVERSITARIOS

Finalmente, construimos una ratio de exceso de demanda de los grados a partir de microdatos muy detallados de admisiones en las universidades del distrito único de la Comunidad de Madrid. La base de datos contiene información sobre la carrera en la que fue admitido el alumno, el

curso académico de la admisión (de 2013-2014 a 2021-2022), la universidad donde fue admitido, la vía de acceso a la universidad y el perfil completo de las preferencias (hasta 12 opciones) en relación con la carrera (11).

La información que ofrece esta base de datos es más rica que la que podemos obtener del análisis del número de admitidos y la nota de corte de cada grado, porque estas variables están muy condicionadas por la oferta de plazas. Por esta misma razón, el análisis de las preferencias de los estudiantes puede ser muy útil para tomar decisiones sobre en qué grados se debería invertir en aumentar el número de plazas. Utilizando los datos del curso 2021-2022 hemos realizado una prime-

GRÁFICO 8
BASE DE COTIZACIÓN E INTENSIDAD DE TAREAS RUTINARIAS



Fuentes: Schotte et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

ra explotación de la base de datos para identificar las restricciones de capacidad de la oferta pública de las universidades calculado la ratio de exceso demanda. Esta ratio se define como el cociente entre el número de personas que ha elegido una titulación como primera opción y el número de estudiantes que finalmente han sido admitidos en este grado. Por ello, la ratio indica cuántos estudiantes hubieran deseado estudiar un determinado grado por cada estudiante que ha conseguido hacerlo. Dada esta definición, la ratio puede ser mayor o menor que uno, siendo los grados con una ratio más alta los que tendrían una mayor demanda insatisfecha.

El cuadro n.º 3A del Apéndice muestra este índice para la

CUADRO N.º 7

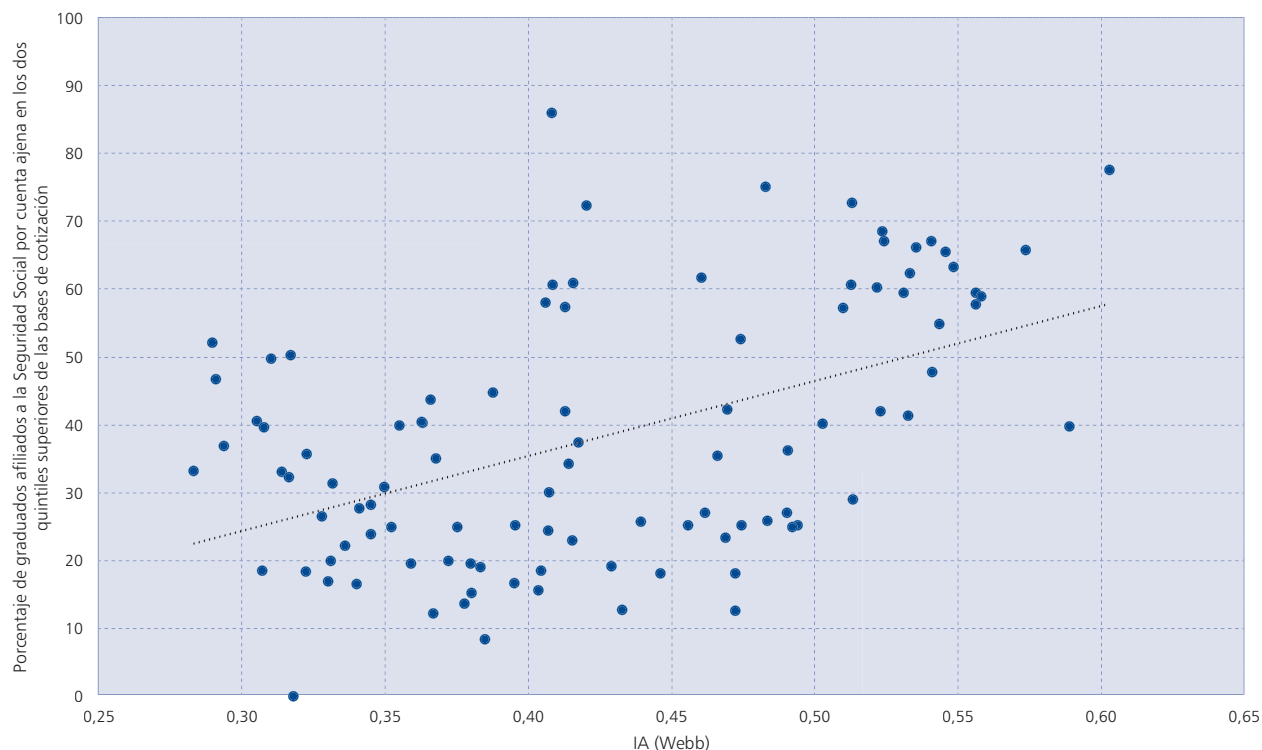
TITULACIONES CON VALORES ALTOS DEL INDICADOR DE EXCESO DE DEMANDA

CARRERA	RATIO DE EXCESO DE DEMANDA
Biotecnología	3,41
Ingeniería en Diseño Industrial y Desarrollo del Producto	3,19
Diseño	3,13
Medicina	2,68
Bioquímica	2,19
Veterinaria	2,04
Ingeniería de Organización Industrial y Nanotecnología	1,83
Criminología	1,66
Odontología	1,50
Publicidad y Relaciones Públicas	1,48
Actividad Física y del Deporte	1,45
Ingeniería Biomédica y de la Salud	1,44
Ingeniería Aeronáutica	1,34
Física	1,34
Arquitectura, Urbanismo y Paisajismo	1,24

Nota: El índice se calcula como la ratio entre el número de personas admitidas en una determinada titulación y el número de personas que han posicionado esta como primera opción. No incluye dobles grados ni titulaciones de centros adscritos.
Fuente: Elaboración propia con microdatos de admisión de las universidades del distrito único de la Comunidad de Madrid.

GRÁFICO 9

BASE DE COTIZACIÓN Y EXPOSICIÓN A LA INTELIGENCIA



Fuentes: Albanesi et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

mayor parte de los 100 grados que se han analizado con anterioridad. El cuadro n.º 7 muestra los 15 grados que tienen un índice de exceso de demanda más alto. Es decir, las 15 carreras más demandadas por los estudiantes como su primera opción respecto al número de estudiantes admitidos en esta.

Por ejemplo, por cada alumno matriculado en Biotecnología ha habido más de tres que, siendo su primera opción, no la han podido cursar. Este es un análisis preliminar, por lo que sería interesante, en una futura investigación, explotar la información cruzada entre los grados y poder generar indicadores más precisos, utilizando, por ejemplo, en qué grados se han terminado

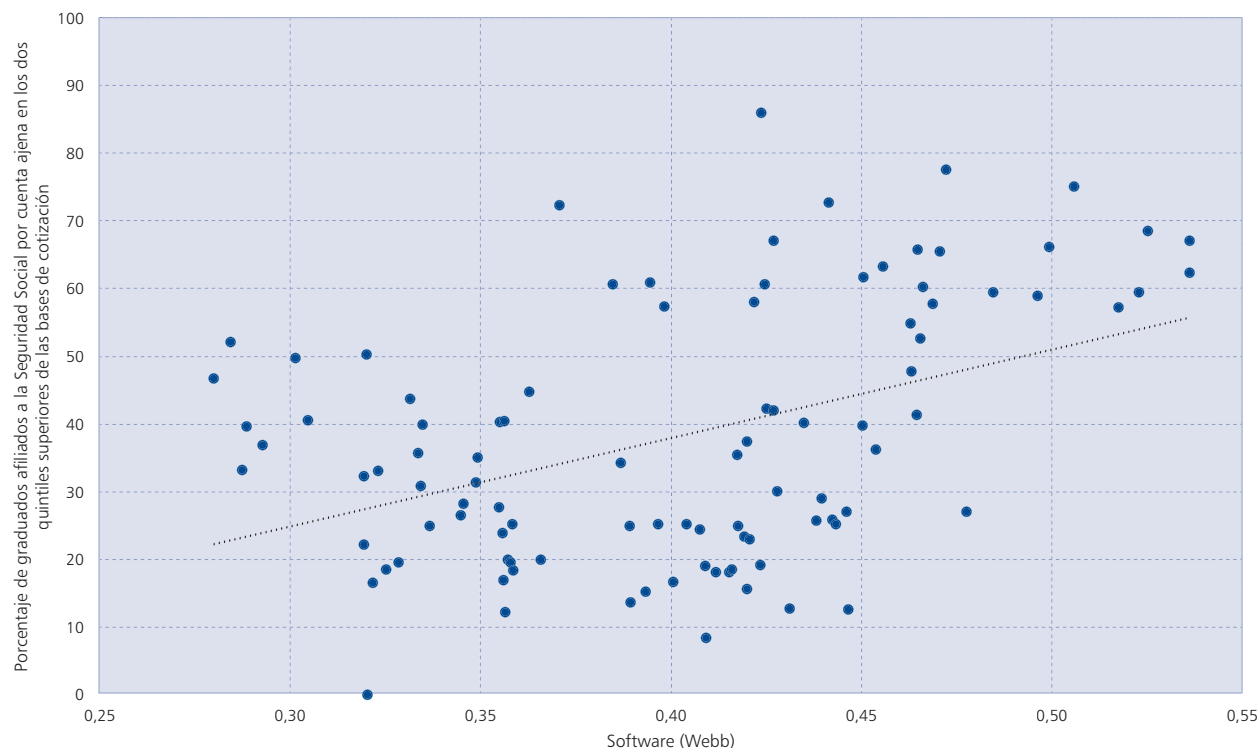
matriculando estudiantes que no han conseguido hacerlo en su primera opción.

VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES DE POLÍTICA PÚBLICA

En este artículo se ha analizado la demanda de estudios universitarios en un entorno caracterizado por la incertidumbre tecnológica y la irrupción de la inteligencia artificial. Nuestro análisis aporta resultados empíricos de los que se pueden extraer importantes recomendaciones de política pública. Del análisis descriptivo de la demanda en las últimas décadas surgen dos grandes conclusiones. La primera, respecto a las brechas de género, que

las mujeres están sobrerrepresentadas en los estudios relacionados con la salud y, en general, con todos los estudios que podemos englobar en la economía de los cuidados, mientras que están infrarrepresentadas en grados científicos, ingenierías y arquitectura. La baja proporción de mujeres en estudios *STEM* es preocupante porque esta no ha variado en las últimas dos décadas y porque, dado que los estudios *STEM* tienen ventajas en términos de inserción laboral y salarios futuros, puede estar detrás de las brechas de género observadas en el mercado laboral e, incluso, tender a amplificarlas. La segunda conclusión es que debemos centrarnos en la calidad en lugar de en la cantidad: España disfruta de una posición de relativo liderazgo en

GRÁFICO 10

BASE DE COTIZACIÓN Y EXPOSICIÓN AL SOFTWARE

Fuentes: Albanesi et al. (2023) y Encuesta de inserción laboral de titulados universitarios 2019.

Europa con respecto al número de estudiantes universitarios, por lo que los esfuerzos deben estar focalizados en elevar la calidad de los estudios superiores y mejorar la interacción con el mercado laboral.

Para conseguir este objetivo, es importante entender cómo los distintos grados universitarios y sus salidas laborales se van a ver afectados por el cambio tecnológico y la inteligencia artificial. Para ello, se han construido tres índices para cada una de las titulaciones (índice de intensidad de tareas rutinarias [índice *RTI*], índice de exposición a la inteligencia artificial e índice de exposición al *software*) demostrando que son muy informativos para explicar tanto las salidas laborales de los

distintos grados como el salario esperado de sus egresados. Estos índices nos permiten discriminar entre los distintos estudios y ordenarlos por su grado de exposición al cambio tecnológico, y con ello nos facilitan mejorar el diseño de los grados para adaptarlos al cambio tecnológico al que nos estamos enfrentado.

En particular, los grados universitarios cuyos estudiantes trabajan en ocupaciones con mayor índice de intensidad de tareas rutinarias (con un alto porcentaje de estas tareas) son los que presentan un mayor peligro de que sus salidas laborales se reduzcan por el reemplazamiento por nuevas tecnologías, y se deberían rediseñar o, en caso extremo, reducir su oferta. Por

el contrario, los grados cuyos estudiantes terminan trabajando en ocupaciones con altos índices de exposición a la inteligencia artificial y al *software* tienen una interpretación muy distinta: no están necesariamente amenazados por el cambio tecnológico, pero sus planes de estudio deberían ser rediseñados para explotar las complementariedades con las tecnologías.

La metodología y los índices obtenidos son un primer paso para entender el grado de exposición de los grados universitarios al cambio tecnológico, pero es importante ser conscientes de las diversas limitaciones que puede tener nuestro análisis. En primer lugar, los índices de los que se parte que miden las ame-

nazas y complementariedades de las distintas profesiones a la tecnología pueden cambiar en los próximos años conforme las tecnologías, especialmente la inteligencia artificial, vayan evolucionando. Por otro lado, se analizan los grados universitarios de forma agregada y no tenemos en cuenta la universidad que lo imparte o las características de los alumnos, o especialidades. En otras palabras, es muy posible que el patrón de empleabilidad de un grado (y por tanto, los índices que se pudieran obtener) varían en función de la universidad que lo imparte, de la especialidad que se ha elegido o simplemente de si el grado se ha impartido en inglés.

Finalmente, el artículo también intenta guiar las posibles inversiones para ampliar la oferta universitaria. Para ello, un primer paso es identificar los grados con mayor demanda insatisfecha. Con este objetivo, utilizando microdatos del proceso de admisión de la Comunidad de Madrid donde los estudiantes revelan sus preferencias, se señalan aquellos grados donde la ratio de exceso de demanda más alto (el cociente entre alumnos que han elegido ese grado como primera opción y los alumnos que se han matriculado). Estos grados serían, *a priori*, candidatos a recibir inversiones para aumentar su oferta de plazas.

NOTAS

(*) Las opiniones y análisis son responsabilidad de los autores y, por tanto, no necesariamente coinciden con los de Federal Reserve Bank of St. Louis o Federal Reserve System. JOSÉ IGNACIO CONDE-RUIZ agradece la ayuda al proyecto de investigación del Ministerio de Ciencia e Innovación PID2019-105499GB-I00. JUAN JOSÉ GANUZA agradece el apoyo de la Barcelona School of Economics y el proyecto de investigación del Ministerio de Ciencia e Innovación PID2020-115044GB-I00.

(1) Esta evidencia va en la línea de SOFOKLIS y MEGALOKONOMOY (2019), que establecen el impacto del desempleo en la demanda de estudios universitarios con datos de Grecia. Las oportunidades laborales de los ingenieros y, especialmente, de los arquitectos se vieron reducidas en la crisis económica del 2008-2014 proporcionalmente más que otros perfiles profesionales.

(2) «Campo de estudio», en la taxonomía del Sistema Integrado de Información Universitaria (SIIU).

(3) Real Decreto 1591/2010, de 26 de noviembre, por el que se aprueba la Clasificación Nacional de Ocupaciones 2011. <https://www.boe.es/eli/es/rd/2010/11/26/1591>

(4) La *Encuesta de inserción laboral de los titulados universitarios (EILU)* ofrece la información sobre titulaciones a dos dígitos CNO-11. Por ejemplo, los economistas estarían englobados en el código 28 «Profesionales en ciencias sociales: economistas; sociólogos, historiadores, psicólogos y otros profesionales en ciencias sociales (geógrafos, antropólogos, arqueólogos, filósofos, profesionales en ciencias políticas...); sacerdotes de las distintas religiones». Ver CONDE-RUIZ *et al.* (2024a) para la relación completa de códigos CNO-11 de la EILU.

(5) En el Apéndice hay una breve descripción de cómo se construyen los índices.

(6) La clasificación ISCO-08 (Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones) es el sistema de clasificación de ocupaciones de la Organización Internacional del Trabajo. Se estructura en grupos principales (1 dígito), subgrupos principales (2 dígitos), grupos menores (3 dígitos) y grupos de unidades (4 dígitos).

(7) Por ejemplo, mientras que cuando un grupo ISCO se corresponde con varios grupos CNO se puede imputar el valor a estos, cuando un grupo CNO se compone de varios grupos ISCO, se ha calculado la media aritmética. Por otro lado, los datos de ALBANESI *et al.* (2023) se agregan de 3 a 2 dígitos. En concreto, se agregan los 123 grupos a 3 dígitos en 40 grupos a 2 dígitos, empleando la media aritmética.

(8) Ver, por ejemplo: <https://esco.ec.europa.eu/en/about-esco/escopedia/escopedia/qualifications-and-esco>

(9) El cuadro n.º 2A en el Apéndice muestra la lista completa de titulaciones y los valores de los tres índices.

(10) Métrica que se emplea como aproximación del nivel de salario.

(11) En CONDE-RUIZ *et al.* (2024c) se detalla el sistema de solicitud de plazas universitarias de la Comunidad de Madrid, donde los alumnos tienen que indicar un *ranking* sobre las titulaciones deseadas. En el artículo se demuestra que, si los alumnos actúan racionalmente, estos *rankings* deben corresponderse con las verdaderas preferencias sobre los grados. No obstante, en el mismo artículo se analiza si pueden existir sesgos en el comportamiento que lleven a los alumnos a eliminar de los *rankings* opciones deseadas poco factibles.

BIBLIOGRAFÍA

ACEMOGLU, D. y RESTREPO, P. (2022). Demographics and Automation. *The Review of Economic Studies*, 89.

ALBANESI, S., DIAS DA SILVA, A., JIMENO, J. F., LAMO, A. y WABITSCH, A. (2023). New technologies and jobs in Europe. *Documento de trabajo*, n.º 2322. Banco de España.

AUTOR, D. (2019). Work of the Past, Work of the Future. *AEA Papers and Proceedings 2019* (NBER wp 25588).

AUTOR, D. y DORN, D. (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, 103(5), pp. 1553-1597.

DORN, D. (2015). The Rise of the Machines: How Computers Have Changed Work. *UBS Center Public Paper*, 4.

RUIZ, J. I. y GANUZA, J. (2022). Economía Digital en Tiempos de Pandemia. *Papeles de Economía Española*, 173, pp. 200-223..

CONDE-RUIZ, J. I., GANUZA, J., GARCÍA, M. y VICTORIA, C. (2024a). *Technological Change and Higher Education*. mimeo.

CONDE-RUIZ, J. I., GANUZA, J., GARCÍA, M. y VICTORIA, C. (2024b). *The Impact of Digital Technologies and Artificial Intelligence on the Gender Gaps in Higher Education*. mimeo.

CONDE-RUIZ, J. I., GANUZA, J., GARCÍA, M. y VICTORIA, C. (2024c). *Costly Preference's Distortion for Preserving Self Image in Allocating Competitive Mechanisms*, mimeo.

HANUSHEK, E., SCHWERTD, G., WIEDERHOLD, S. y WOESSMANN, L. (2015). Returns to skills around the world: Evidence

from PIAAC. <i>European Economic Review</i>, 73, pp. 103-130. LEWANDOWSKI, P., PARK, A., HARDY, W., DU, Y. y WU, S. (2022). Technology, Skills, and Globalization: Explaining International Differences in Routine and Nonroutine Work Using Survey Data. <i>The World Bank Economic Review</i>, 36(3), pp. 670-686, https://doi.org/10.1093/wber/lhac005 OECD (2023). <i>Education at a Glance 2023: OECD Indicators</i>. Paris: OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/e13bef63-en	REBOLLO-SANZ, Y. F. y DE LA RICA, S. G. (2022). Gender gaps in skills and labor market outcomes: evidence from the PIAAC. <i>Review Economics Household</i>, 20, pp. 333-371. https://doi.org/10.1007/s11150-020-09523-w SCHOTTE, S., PARK, A. y LEWANDOWSKI, P. (2023). The global divergence in the de-routinisation of jobs. En C. GRADÍN, P. LEWANDOWSKI, S. SCHOTTE, K. SEN (eds.), <i>Tasks, Skills, and Institutions – The Changing Nature of Work and Inequality</i> (pp. 33-51). Oxford University Press.	https://global.oup.com/academic/product/tasks-skills-and-institutions-9780192872241?prevNumResPerPage=20&prevSortField=1&sortField=8&resultsPerPage=20&start=0&lang=en&cc=gb# SOFOKLIS, G. y MEGALOKONOMOU, R. (2019). Which degrees do students prefer during recessions? <i>Empirical Economics</i>, 56, pp. 2093-2125. WEBB, M. (2020). <i>The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market</i>. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3482150
--	---	---

APÉNDICE

- *Índice de intensidad de tareas rutinarias* (Routine Task Intensity, RTI) (Lewandowski et al., 2022; Schotte et al., 2023).

Este índice se calcula, en primer lugar, en Lewandowski et al. (2022) para 47 países utilizando tres documentos: el Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de los Adultos (PIAAC) de la OCDE, el Programa de Medición de Competencias (*Skills Toward Employment & Productivity, STEP*) del Banco Mundial y la *Encuesta laboral urbana de China (CULS)*.

Para que el índice sea lo más consistente posible con las métricas existentes en la literatura, se utilizan los datos de PIAAC de EE. UU. para maximizar la consistencia con las métricas de tareas basadas en O*NET de Acemoglu y Autor (2011). En particular, se identifican primero las preguntas armonizadas en PIAAC y STEP cuyo contenido es similar al de las preguntas utilizadas por Acemoglu y Autor (2011). Posteriormente, se buscan las combinaciones de preguntas (y grupos de preguntas) que más correlacionan con las métricas de ocupación basadas en O*NET para EE. UU. No se emplean preguntas sobre tareas físicas porque solo hay una pregunta sobre esta cuestión.

La métrica de tareas analíticas cognitivas no rutinarias se basa en preguntas sobre resolución de problemas, lectura de noticias, lectura de revistas profesionales, resolución de problemas y programación. La métrica de tareas interpersonales cognitivas no rutinarias se basa en supervisar a otros y hacer presentaciones. La métrica de tareas cognitivas rutinarias se fundamenta en la (no) capacidad de cambiar el orden de las tareas, completar formularios y (no) dar discursos o hacer presentaciones. Para cada ítem, se consideran unos valores (para que sea sí o no).

Cada métrica de cada tarea se estandariza para que la media igual a 0 sea la media de EE. UU. y la desviación estándar 1 sea la de EE. UU.

Finalmente, se crea una medida sintética de la intensidad de tareas rutinarias a nivel de trabajador, como la diferencia de los logaritmos del nivel de tareas cognitivas rutinarias y de la media de las tareas no rutinarias analíticas y personales:

$$RTI = \ln(r_{cog}) - \ln\left(\frac{nr_{analytical} + nr_{personal}}{2}\right)$$

Posteriormente, en Lewandowski et al. (2023), se obtienen predicciones del RTI basadas en regresiones para los países que no tienen los datos de encuesta necesarios (entre ellos, España).

- *Índices de exposición a las tecnologías (IA y software)* (Webb, 2020).

Para evaluar la exposición de las ocupaciones a una tecnología determinada, Webb (2020) utiliza el texto de las patentes para identificar lo que la tecnología puede hacer y luego cuantificar en qué medida cada ocupación implica realizar tareas similares. Para las patentes, utiliza los datos públicos de Google Patents. En particular, los campos que utiliza son el título, el resumen y los códigos de la Clasificación Cooperativa de Patentes (que indican la materia con la que se relaciona la patente).

CUADRO N.º 1A

PORCENTAJE DE MUJERES RESPECTO AL TOTAL DE MATRICULADOS EN GRADO

	2015-2016	2016-2017	2017-2018	2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	2022-2023
Pedagogía	83	83	83	83	84	83	84	84
Educación Infantil	93	93	93	93	92	92	91	91
Educación Primaria	67	67	68	67	68	68	67	69
Educación Social	81	81	81	81	81	81	82	82
Audiovisual, Imagen y Multimedia	50	50	50	50	52	53	55	58
Diseño	73	74	75	75	76	77	78	79
Bellas Artes	67	69	70	72	73	74	75	77
Historia del Arte	69	69	68	69	69	69	70	69
Conservación y Restauración	78	77	76	77	78	80	81	80
Artes Escénicas	80	77	77	79	79	79	77	78
Música	46	47	48	48	48	48	48	49
Religión y Teología	19	18	18	15	17	17	24	25
Arqueología	56	55	53	53	51	52	53	52
Historia	33	32	32	32	32	33	34	34
Filosofía	36	36	37	38	38	39	39	39
Humanidades	60	61	61	61	62	63	63	62
Lengua Inglesa	73	73	73	74	74	74	75	75
Lenguas Clásicas	66	64	64	65	65	66	67	66
Otras Lenguas Extranjeras	73	74	74	74	75	76	77	76
Traducción e Interpretación	80	80	81	81	81	80	80	80
Lenguas e Dialectos Españoles	71	71	71	71	71	72	72	73
Literatura	70	71	71	71	71	72	74	78
Lenguas Modernas Aplicadas	78	79	79	79	79	80	80	78
Economía	39	38	38	38	38	39	38	39
Política y Gestión Pública	41	39	39	39	41	42	44	46
Relaciones Internacionales	68	69	69	69	69	69	69	69
Psicología	74	74	75	75	76	76	77	77
Antropología Social y Cultural	61	62	61	62	63	63	62	62
Criminología	59	60	60	60	61	61	60	60
Estudios y Gestión de la Cultura	68	68	67	68	68	69	69	71
Geografía	25	27	25	26	27	28	28	25
Igualdad de Género	90	87	87	80	95	95	95	96
Sociología	53	53	54	55	57	59	59	60
Otras Ciencias Sociales y Jurídicas	48	43	47	42	50	52	51	52
Comunicación	57	58	60	61	61	62	62	63
Periodismo	62	61	61	60	59	57	56	55
Información y Documentación	67	66	65	65	65	63	61	61
Financiera y Actuarial	49	47	39	40	38	33	31	32
Finanzas y Contabilidad	50	50	49	48	48	47	46	46
Administración y Empresa	47	46	46	46	46	46	46	46
Relaciones Laborales y Recursos Humanos	62	62	62	62	63	64	64	65
Gestión y Administración Pública	53	53	53	53	55	55	56	55
Marketing	51	52	52	52	53	53	53	55
Protocolo y Eventos	88	89	89	88	86	86	87	88
Publicidad y Relaciones Públicas	70	71	72	73	74	75	76	77
Comercio	50	50	49	48	48	48	48	47
Derecho	55	56	56	57	57	58	59	60
Biología	62	62	62	62	62	62	63	63

CUADRO N.º 1A (CONTINUACIÓN)

PORCENTAJE DE MUJERES RESPECTO AL TOTAL DE MATRICULADOS EN GRADO

Bioquímica	65	65	65	66	66	68	69	70
Biotecnología	60	60	61	61	61	62	62	63
Biomedicina	77	76	75	75	76	76	77	79
Ciencias Ambientales	47	48	48	48	49	49	49	50
Química	53	53	53	54	54	54	54	55
Ciencias del Mar	55	58	56	57	58	56	57	58
Geografía y Ordenación del Territorio	28	29	29	28	27	27	26	27
Geología	41	41	41	40	40	41	40	39
Física	26	25	26	27	27	27	28	28
Otras Ciencias	59	63	64	62	61	65	61	60
Matemáticas	38	38	38	37	36	35	36	36
Estadística	43	43	45	45	46	46	46	45
Desarrollo de <i>Software</i> y de Aplicaciones	11	11	12	12	12	13	14	14
Desarrollo de Videojuegos	12	12	12	13	13	14	17	19
Ingeniería Multimedia	20	20	21	20	20	21	22	26
Informática	12	12	12	12	13	13	14	14
Ingeniería Química Industrial	47	46	46	47	47	47	47	47
Ingeniería Medioambiental	51	51	49	48	47	49	49	48
Ingeniería de la Energía	29	28	28	27	27	26	26	26
Ingeniería Eléctrica	13	14	14	14	15	15	15	15
Ingeniería de Computadores	10	10	11	10	11	11	12	12
Ingeniería de Sonido E Imagen	25	25	27	26	28	29	30	30
Ingeniería de Telecomunicación	21	20	21	21	21	22	22	22
Ingeniería Electrónica Industrial y Automática	14	14	15	15	16	16	16	16
Ingeniería en Electrónica	16	17	17	17	17	17	18	19
Ingeniería en Diseño Industrial y Desarrollo del Producto	47	47	47	47	48	49	50	51
Ingeniería en Tecnologías Industriales	23	23	24	24	24	25	26	26
Ingeniería Mecánica	13	13	13	13	14	14	14	14
Ingeniería Aeronáutica	23	23	24	24	25	25	26	26
Ingeniería del Automóvil	8	7	6	6	5	4	5	5
Ingeniería Naval y Oceánica	19	19	20	20	20	21	21	22
Ingeniería de Organización Industrial	25	26	27	27	28	30	29	30
Nanotecnología	37	40	40	41	41	41	38	38
Otras Ingeniería	14	13	14	14	15	17	17	20
Ciencia y Tecnología de los Alimentos	69	68	68	67	67	67	66	66
Enología	50	50	51	51	51	50	49	47
Ingeniería Alimentaria	61	64	62	63	63	63	66	66
Ingeniería de Materiales	24	25	25	29	33	36	38	37
Ingeniería Textil	52	50	63	73	70	63	65	64
Ingeniería de Minas y Energía	26	26	27	27	24	24	24	24
Arquitectura	49	49	50	50	52	53	55	57
Ingeniería Geomática, Topografía y Cartografía	31	31	29	28	28	26	29	26
Urbanismo y Paisajismo	57	52	62	40	43	41	40	39
Arquitectura Técnica	38	38	38	39	39	40	42	44
Ingeniería Civil	29	29	29	28	28	29	29	30
Ingeniería Agraria y Agroalimentaria	36	36	34	33	33	33	33	33
Ingeniería Agrícola, Agropecuaria y Medio Rural	33	32	31	31	30	32	31	31
Ingeniería Horticultura y Jardinería	31	39	26	27	16	21	23	23
Ingeniería Forestal y Montes	26	27	25	25	26	26	28	27
Veterinaria	72	73	74	75	76	77	77	78

CUADRO N.º 1A (CONTINUACIÓN)

PORCENTAJE DE MUJERES RESPECTO AL TOTAL DE MATRICULADOS EN GRADO

Odontología	59	60	61	62	63	63	65	66
Medicina	66	66	67	68	69	69	70	71
Enfermería	80	80	81	81	81	82	82	82
Ingeniería Biomédica y de la Salud	59	59	59	61	62	63	63	64
Óptica y Optometría	72	73	73	74	74	74	76	76
Fisioterapia	49	48	48	48	47	47	48	48
Logopedia	90	91	91	91	91	91	90	91
Nutrición Humana y Dietética	74	73	73	73	72	73	73	72
Podología	67	67	65	67	68	71	73	74
Terapia Ocupacional	83	83	84	85	85	85	86	85
Farmacia	70	70	70	71	71	71	72	72
Otras Ciencias de la Salud	54	57	54	50	53	53	53	51
Trabajo Social	82	82	82	82	83	83	84	84
Gastronomía y Artes Culinarias	43	43	45	43	45	46	47	48
Gestión Hotelera	65	65	66	68	63	63	66	64
Actividad Física y del Deporte	18	18	18	19	20	20	21	22
Gestión Deportiva	13	11	9	6	7	8	8	9
Turismo	67	67	67	67	67	67	67	66
Prevención y Seguridad Laboral	24	21	19	17	19	18	21	20
Enseñanza Militar	10	12	13	15	21	27	29	28
Protección de la Propiedad y las Personas	18	19	23	26	27	29	28	26
Náutica y Transporte Marítimo	19	20	21	20	21	22	22	23
Servicio de Transporte Terrestre	27	28	28	27	25	25	26	28
Servicios de Transporte Aéreo	33	30	29	27	29	31	31	34

Nota: No se incluyen aquellos campos de estudio sin personas matriculadas en alguno de los cursos.

Fuente: Sistema Integrado de Información Universitaria, SIIU (Secretaría General de Universidades).

CUADRO N.º 2A

ÍNDICES DE INTENSIDAD DE TAREAS RUTINARIAS Y EXPOSICIÓN A LAS TECNOLOGÍAS. TITULACIONES

CARRERA	RTI	IA (WEBB)	SOFTWARE (WEBB)
Pedagogía	-0,47	0,31	0,30
Educación Infantil	-0,46	0,28	0,29
Educación Primaria	-0,56	0,29	0,28
Otros Maestros	-0,37	0,31	0,32
Educación Social	-0,42	0,34	0,32
Audiovisual, Imagen y Multimedia	-0,40	0,41	0,41
Diseño	-0,36	0,47	0,42
Bellas Artes	-0,23	0,43	0,43
Historia del Arte	-0,16	0,33	0,36
Conservación y Restauración	-0,44	0,37	0,36
Música y Artes Escénicas	-0,55	0,31	0,30
Arqueología	-0,29	0,32	0,32
Historia	-0,27	0,34	0,35
Filosofía	-0,37	0,33	0,35
Humanidades	-0,24	0,33	0,34
Lengua Inglesa	-0,45	0,29	0,29
Lenguas Clásicas	-0,40	0,32	0,32
Otras Lenguas Extranjeras	-0,42	0,32	0,32
Traducción e Interpretación	-0,49	0,34	0,32
Lenguas y Dialectos Españoles	-0,53	0,29	0,28
Literatura	-0,50	0,31	0,29
Lenguas Modernas Aplicadas	-0,26	0,32	0,33
Economía	-0,29	0,36	0,36
Política y Gestión Pública	-0,35	0,37	0,35
Relaciones Internacionales	-0,43	0,41	0,39
Psicología	-0,45	0,36	0,33
Antropología Social y Cultural y Estudios y Gestión de la Cultura	-0,50	0,35	0,33
Criminología	-0,24	0,39	0,36
Geografía	-0,21	0,40	0,40
Sociología e Igualdad de Género	-0,36	0,37	0,37
Comunicación	-0,40	0,44	0,44
Periodismo	-0,42	0,38	0,36
Información y Documentación	-0,26	0,38	0,39
Financiera y Actuarial	-0,42	0,42	0,37
Finanzas y Contabilidad	-0,14	0,32	0,36
Administración y Empresa	-0,28	0,36	0,36
Ciencias del Trabajo	-0,23	0,35	0,35
Gestión y Administración Pública	-0,10	0,31	0,33
Marketing	-0,38	0,41	0,38
Protocolo y Eventos	-0,31	0,33	0,29
Publicidad y Relaciones Públicas	-0,41	0,40	0,36
Comercio	-0,30	0,35	0,33
Derecho	-0,44	0,37	0,33
Biología	-0,34	0,45	0,42
Bioquímica	-0,49	0,47	0,40
Biotechnología	-0,54	0,47	0,41
Biomedicina	-0,50	0,46	0,40
Ciencias Ambientales	-0,30	0,43	0,42
Química	-0,42	0,48	0,44
Ciencias del Mar	-0,26	0,47	0,45
Geografía y Ordenación del Territorio	-0,29	0,38	0,39
Geología	-0,36	0,49	0,44
Física	-0,62	0,49	0,42
Matemáticas	-0,64	0,41	0,40

CUADRO N.º 2A (CONTINUACIÓN)

ÍNDICES DE INTENSIDAD DE TAREAS RUTINARIAS Y EXPOSICIÓN A LAS TECNOLOGÍAS. TITULACIONES

Estadística	-0,52	0,47	0,47
Desarrollo de <i>Software</i> y de Aplicaciones e Ingeniería Multimedia	-0,70	0,52	0,53
Informática	-0,73	0,53	0,54
Ingeniería Química Industrial e Ingeniería Medioambiental	-0,42	0,54	0,46
Ingeniería de la Energía	-0,56	0,56	0,48
Ingeniería Eléctrica	-0,50	0,55	0,46
Ingeniería de Computadores	-0,79	0,54	0,54
Ingeniería de Sonido e Imagen	-0,58	0,51	0,52
Ingeniería de Telecomunicación	-0,62	0,54	0,50
Ingeniería Electrónica Industrial y Automática	-0,54	0,55	0,47
Ingeniería en Electrónica	-0,57	0,53	0,52
Ingeniería en Diseño Industrial y Desarrollo del Producto	-0,46	0,51	0,44
Ingeniería en Tecnologías Industriales	-0,59	0,57	0,46
Ingeniería Mecánica	-0,48	0,56	0,47
Ingeniería Aeronáutica	-0,64	0,60	0,47
Ingeniería Naval y Oceánica	-0,38	0,56	0,50
Ingeniería de Organización Industrial y Nanotecnología	-0,49	0,51	0,44
Ciencia y Tecnología de los Alimentos e Ingeniería Alimentaria	-0,36	0,49	0,48
Enología	-0,44	0,52	0,43
Ingeniería de Materiales e Ingeniería Textil	-0,61	0,51	0,42
Ingeniería de Minas y Energía	-0,44	0,52	0,47
Arquitectura Y Urbanismo y Paisajismo	-0,58	0,59	0,45
Ingeniería Geomática, Topografía y Cartografía	-0,45	0,53	0,46
Arquitectura Técnica	-0,41	0,50	0,43
Ingeniería Civil	-0,48	0,54	0,46
Ingeniería Agraria y Agroalimentaria	-0,36	0,49	0,45
Ingeniería Agrícola, Agropecuaria y Medio Rural	-0,36	0,47	0,43
Ingeniería Horticultura y Jardinería	-0,19	0,46	0,45
Ingeniería Forestal y Montes	-0,35	0,47	0,42
Veterinaria	-0,36	0,40	0,42
Odontología	-0,41	0,41	0,43
Medicina	-0,41	0,41	0,42
Enfermería	-0,39	0,41	0,42
Ingeniería Biomédica y de la Salud	-0,57	0,52	0,43
Óptica y Optometría	-0,37	0,42	0,42
Fisioterapia	-0,38	0,40	0,42
Logopedia	-0,33	0,38	0,41
Nutrición Humana y Dietética	-0,24	0,38	0,41
Podología	-0,38	0,41	0,43
Terapia Ocupacional	-0,30	0,38	0,39
Farmacia	-0,38	0,42	0,42
Trabajo Social	-0,36	0,35	0,34
Actividad Física y del Deporte	-0,29	0,35	0,36
Turismo	-0,09	0,33	0,36
Náutica y Transporte Marítimo	-0,18	0,48	0,51
Servicio de Transporte Terrestre y Servicio de Transporte Aéreo	-0,32	0,46	0,45
Servicios (otros estudios)	-0,28	0,42	0,39

Fuentes: Schotte *et al.* (2023) y Albanesi *et al.* (2023).

CUADRO N.º 3A

ÍNDICE DE DEMANDA NO SATISFECHA. TITULACIONES

CARRERA	RATIO DE EXCESO DE DEMANDA
Biología	3,41
Ingeniería en Diseño Industrial y Desarrollo del Producto	3,19
Diseño	3,13
Medicina	2,68
Bioquímica	2,19
Veterinaria	2,04
Ingeniería de Organización Industrial y Nanotecnología	1,83
Criminología	1,66
Odontología	1,50
Publicidad y Relaciones Públicas	1,48
Actividad Física y del Deporte	1,45
Ingeniería Biomédica y de la Salud	1,44
Ingeniería Aeronáutica	1,34
Física	1,34
Arquitectura y Urbanismo y Paisajismo	1,24
Matemáticas	1,21
Protocolo y Eventos	1,18
Traducción e Interpretación	1,17
Ingeniería en Tecnologías Industriales	1,13
Psicología	1,12
Conservación y Restauración	1,09
Comunicación	1,06
Informática	1,04
Educación Social	1,03
Relaciones Internacionales	1,01
Enfermería	0,98
Ingeniería Mecánica	0,96
Administración y Empresa	0,92
Bellas Artes	0,91
Marketing	0,91
Literatura	0,88
Fisioterapia	0,83
Lenguas Clásicas	0,81
Educación Primaria	0,81
Arqueología	0,79
Lenguas y Dialectos Españoles	0,76
Ingeniería de la Energía	0,75
Derecho	0,74
Filosofía	0,73
Farmacia	0,72
Biología	0,70
Finanzas y Contabilidad	0,69
Lengua Inglesa	0,68
Periodismo	0,68
Nutrición Humana y Dietética	0,67
Ingeniería Química Industrial e Ingeniería Medioambiental	0,67
Historia	0,66
Historia del Arte	0,63
Trabajo Social	0,63
Geografía y Ordenación del Territorio	0,57
Ingeniería Electrónica Industrial y Automática	0,56
Educación Infantil	0,55
Ingeniería de Sonido e Imagen	0,55
Humanidades	0,54

CUADRO N.º 3A (CONTINUACIÓN)

ÍNDICE DE DEMANDA NO SATISFECHA. TITULACIONES

Economía	0,50
Ingeniería Eléctrica	0,50
Pedagogía	0,50
Comercio	0,50
Ingeniería de Telecomunicación	0,50
Química	0,50
Ingeniería Agrícola, Agropecuaria y Medio Rural	0,49
Ciencias del Trabajo	0,48
Política y Gestión Pública	0,47
Antropología Social y Cultural y Estudios y Gestión de la Cultura	0,46
Terapia Ocupacional	0,40
Financiera y Actuarial	0,40
Ingeniería Naval y Oceánica	0,38
Ingeniería de Materiales e Ingeniería Textil	0,36
Ingeniería Forestal y Montes	0,35
Geología	0,35
Turismo	0,33
Información y Documentación	0,32
Ingeniería de Computadores	0,30
Óptica y Optometría	0,30
Sociología e Igualdad de Género	0,28
Gestión y Administración Pública	0,28
Ciencias Ambientales	0,27
Ingeniería Geomática, Topografía y Cartografía	0,27
Ingeniería Civil	0,25
Ciencia y Tecnología de los Alimentos e Ingeniería Alimentaria	0,23
Podología	0,20
Logopedia	0,17
Arquitectura Técnica	0,09

Nota: El índice se calcula como la ratio entre el número de personas admitidas en una determinada titulación y el número de personas que han posicionado esta como primera opción. No incluye dobles grados ni titulaciones de centros adscritos.

Fuente: Elaboración propia con microdatos de admisión de las universidades del distrito único de la Comunidad de Madrid.