

DESIGUALDADES DE BIENESTAR EN EUROPA EN FUNCIÓN DEL NIVEL EDUCATIVO: UN ANÁLISIS TRANSNACIONAL Y MULTIDIMENSIONAL CON MACHINE LEARNING

Alejandra Ramos

Universidad Rey Juan Carlos

María Teresa Ballestar

Universidad Rey Juan Carlos y Lappeenranta-Lahti University of Technology (LUT University), Finlandia

Kathrin Komp-Leukkunen

Lappeenranta-Lahti University of Technology (LUT University), Finlandia

Jorge Sainz

Universidad Rey Juan Carlos y Lappeenranta-Lahti University of Technology (LUT University), Finlandia

Resumen

Esta investigación analiza cómo el nivel educativo influye en múltiples dimensiones del bienestar individual en Europa, utilizando la Ronda 11 (2023/2024) de la *Encuesta social europea* para España, Finlandia y Grecia. Mediante una Red Bayesiana Ingenua Aumentada de Árbol (TAN), se modelizan las relaciones entre la educación y variables como ingresos, salud, empleo, comportamiento digital, felicidad y la interacción social. El modelo alcanza una precisión robusta del 71,09 por 100 y revela que la educación superior se asocia con mejores resultados económicos, mayor bienestar subjetivo, mejor salud y mayor compromiso digital. También contribuye a reducir diferencias de género en el empleo y mitigar efectos del envejecimiento y deterioro de la salud, favoreciendo la actividad laboral y conexión digital en edades avanzadas. Sin embargo, la relación con la interacción social depende del contexto. Los hallazgos destacan el papel de la educación como motor de inclusión y resiliencia en múltiples ámbitos de la vida.

Palabras clave: educación, bienestar, *Encuesta social europea*, redes bayesianas, machine learning.

Abstract

This study examines how educational attainment influences multiple dimensions of individual wellbeing across Europe, using data from Round 11 (2023/2024) of the *European Social Survey* for Spain, Finland, and Greece. An Augmented tree-Augmented naive Bayesian network (TAN) is applied to model the relationships between education and variables such as income, health, employment, digital engagement, happiness, and social interaction. The model achieves a robust classification accuracy of 71.09% and shows that higher education is systematically associated with better economic outcomes, improved health, greater digital engagement, and higher subjective wellbeing. It also contributes to reducing gender disparities in paid employment and mitigating the effects of ageing and health deterioration, supporting continued participation in the labour market and digital connectivity at older ages. However, the relationship between education and social interaction appears to be context-dependent. These findings underscore the multidimensional role of education as a driver of inclusion and resilience across life domains.

Keywords: education, wellbeing, *European Social Survey*, Bayesian networks, machine learning.

JEL classification: I20, I24, I31.

I. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, el estudio de la felicidad y el bienestar ha cobrado un gran impulso dentro de las ciencias sociales, reflejando un cambio más amplio hacia un desarrollo centrado en el ser humano (OCDE, 2024). Dentro de este panorama en evolución, la educación destaca como un derecho fundamental, catalizador del crecimiento económico y un factor crítico en la configuración del bienestar individual y colectivo (Seligman *et al.*, 2009). Sin embargo, la relación entre educación y felicidad sigue siendo controvertida, debido principalmente a las distintas definiciones y enfoques metodológicos de los especialistas (Bailey, 2009; Harmon *et al.*, 2003; Michalos, 2008). Esta investigación aborda este debate analizando, empíricamente, el papel polifacético de la educación y su influencia en la felicidad, la satisfacción vital y el bienestar en tres países europeos, aprovechando la capacidad de las redes bayesianas para gestionar interacciones complejas.

La prevalencia de visiones reduccionistas en las que la educación solamente se relaciona con los logros académicos formales y la felicidad con estados afectivos a corto plazo, se ha demostrado insuficiente, y exige un marco analítico más exhaustivo (Brown y Shay, 2021; Marquez y Main, 2021). Esta investigación postula que la educación ejerce efectos tanto directos como indirectos sobre el bienestar al mejorar las capacidades cognitivas, fomentar la autonomía y promover el compromiso cívico y social (Sen, 1999). Esta perspectiva más amplia está respaldada por investigaciones empíricas que vinculan los logros educativos y el aprendizaje permanente con la mejora de la salud, la estabilidad económica y el bienestar subjetivo (Kristoffersen, 2018; Marquez y Main, 2021; Michalos, 2008). En consecuencia, comprender la interacción entre la educación y el bienestar no solo reviste interés académico, sino que también es esencial para fundamentar políticas públicas.

Este análisis está relacionado con la literatura que examina la relación polifacética entre el nivel educativo y el bienestar subjetivo, basada en los marcos conceptuales que vinculan un mayor nivel educativo con una mayor satisfacción vital a través

de mecanismos directos e indirectos. La literatura destaca que la educación contribuye a unos mayores ingresos y mejores perspectivas de empleo y da forma a las expectativas individuales y a las comparaciones sociales, impactando en el bienestar subjetivo de formas complejas (Borgonovi y Pokropek, 2025; Coenen *et al.*, 2021; Powdthavee *et al.*, 2015). Este enfoque teórico se ajusta a nuestro modelo analítico al integrar múltiples dimensiones, como la situación económica, la interacción social y la salud percibida, proporcionando así una comprensión matizada de cómo los resultados educativos influyen en el bienestar general en diferentes contextos europeos.

Nuestro análisis se basa en un rico conjunto de datos generados por la *Encuesta social europea (ESS, por sus siglas en inglés)*, ronda 11 (2023/24), centrado en una submuestra correspondiente a España, Finlandia y Grecia. Esta muestra permite analizar las relaciones entre educación y bienestar subjetivo gracias a su estrategia de recopilación de datos (Schuck y Steiber, 2018). En total se recopilaron datos de más de 6.000 encuestados en estos tres países, seleccionados para representar a la población de 15 años o más a nivel nacional. Esta muestra contiene variables clave a nivel individual, como el nivel educativo y la satisfacción con la vida, así como una amplia gama de áreas complementarias, como la sociodemográfica, los ingresos familiares, el estado de salud, los comportamientos digitales (por ejemplo, el uso diario de Internet), la confianza social y la frecuencia de las interacciones sociales. Esta cobertura multidimensional permite explorar tanto las asociaciones directas como las complejas interacciones entre educación y bienestar en diversos contextos europeos. Su diseño mejora su potencial analítico, al tener en cuenta las diferencias culturales, institucionales y socioeconómicas entre países, lo que facilita la comprensión más allá de las interpretaciones a nivel nacional (Buttler, 2022; Schuck y Steiber, 2018).

Nuestra investigación amplía el análisis económico tradicional mediante la incorporación de metodologías avanzadas de aprendizaje automático, específicamente a través de una Red Bayesiana ingenua aumentada de árbol (TAN, por sus siglas en

inglés). Las redes bayesianas, ofrecen capacidad predictiva y de representación de las relaciones condicionadas entre múltiples variables (Ballestar *et al.*, 2022; Bielza y Larrañaga, 2014; Marcot y Penman, 2019). Este enfoque nos permite cuantificar los impactos directos del logro educativo en el bienestar y explorar interdependencias complejas entre diversas dimensiones socioeconómicas y psicológicas. Mediante el uso de modelos TAN, nuestro análisis captura información relevante que contribuye a avances en la literatura, haciendo hincapié en la precisión, interpretabilidad y fiabilidad predictiva de las técnicas de aprendizaje automático.

El resto del artículo se organiza como sigue. La sección segunda presenta el marco teórico que sustenta la relación entre el nivel educativo y el bienestar subjetivo, basándose en la economía, la psicología y la sociología para esbozar los principales mecanismos que vinculan estas dimensiones. La tercera sección describe los datos y la muestra, detallando el diseño de la ESS, la construcción de las variables clave y la justificación de la selección de los tres países: España, Finlandia y Grecia. La sección cuarta explica el enfoque metodológico, utilizando TAN, incluyendo sus ventajas para la modelización probabilística y el análisis multidimensional. La quinta sección presenta los resultados empíricos, centrándose en las relaciones previstas entre educación y satisfacción vital y destacando las variaciones entre grupos demográficos y contextos nacionales. Por último, la sección sexta resume las conclusiones y analiza las implicaciones de los resultados para la política de investigación, mientras que la sección séptima propone posibles líneas de investigación futuras.

II. MARCO TEÓRICO

La educación mejora el bienestar individual, pero la relación es compleja y está mediada por múltiples factores (Vanderweele, 2017). La teoría clásica del capital humano (Becker, 1964) ofrece una perspectiva fundacional: la educación genera habilidades y conocimientos que mejoran las perspectivas de empleo y los ingresos, lo que debería elevar la calidad de vida a través de una mayor

seguridad económica y acceso a la salud. En línea con esto, muchos economistas y educadores han favorecido la inversión pública en educación bajo la premisa de que mejora la calidad de vida en general. Al mismo tiempo, la investigación ha revelado que la relación entre educación y bienestar subjetivo no es directa (Agasisti *et al.*, 2021; Coenen *et al.*, 2021).

Trabajos recientes subrayan que, al evaluar el impacto de la educación, debemos distinguir entre derivas horizontales, es decir, diferencias transversales en el bienestar en un momento dado, como abordaremos en esta investigación, y las trayectorias verticales, que hacen referencia a los cambios en el bienestar a lo largo de la vida (Araki, 2022; Borgonovi y Pokropek, 2025; Powdthavee *et al.*, 2015). Por ejemplo, utilizando datos de panel australianos, Powdthavee *et al.* (2015) descubrieron que la asociación directa entre los años de educación y la satisfacción vital actual era ligeramente negativa. Sin embargo, los beneficios indirectos de la educación a lo largo de la vida son sustanciales. Mediante el empleo de ecuaciones estructurales evidencian que la educación mejora el bienestar a través de trayectorias vitales verticales, mayores ingresos, mejor empleo, formación familiar y salud, incluso cuando el efecto horizontal inmediato neto de esos factores era negativo. En otras palabras, la trayectoria vertical del bienestar de un individuo con estudios tiende a aumentar con el tiempo a través de las ventajas acumuladas, a pesar de las modestas o incluso adversas instantáneas horizontales cuando nos centramos únicamente en el presente y mantenemos constantes los resultados.

Para comprender cómo influye la educación en el bienestar es preciso desentrañar sus efectos directos e indirectos. La educación influye en numerosos resultados de los adultos que conforman el bienestar subjetivo (Borgonovi y Pokropek, 2025). Powdthavee *et al.* (2015) identificaron cinco ámbitos clave a través de los cuales la educación puede afectar a la satisfacción vital: i) los ingresos, un mayor nivel educativo suele aumentar los ingresos y la estabilidad económica; ii) empleo, la educación mejora las perspectivas laborales y las condiciones de trabajo (por ejemplo, menor desempleo, trabajo más satisfactorio); iii) vida familiar, la educación

suele afectar al momento y la estabilidad del matrimonio y a la capacidad de mantener a los hijos; iv) salud, los individuos más educados tienden a tener mejor salud y comportamientos saludables; y v) la *calidad de vida* en general, que es, implícitamente, el agregado de estos factores.

Al modelizar estas vías conjuntamente, demostraron que el efecto indirecto total de la educación en la satisfacción vital a través de la mejora de los ingresos, el empleo, los resultados familiares y la salud es positivo y relevante. Esta conclusión implica que fijarse en una simple correlación entre educación y felicidad, puede ser engañoso. El aparente efecto nulo o negativo de la educación en algunos estudios transversales podría reflejar que la educación también aumenta las aspiraciones o el estrés (deprimiendo la satisfacción actual). Al mismo tiempo, sus beneficios se materializan en mejoras vitales posteriores.

Una explicación del ambiguo efecto directo de la educación reside en cómo la educación modifica las expectativas y las comparaciones sociales de las personas. La teoría de las discrepancias múltiples propuesta por (Michalos, 2005) proporciona una importante lente psicológica. Esta teoría señala que las discrepancias determinan el bienestar que los individuos perciben entre sus condiciones actuales y diversos puntos de referencia, incluidas sus circunstancias pasadas, sus aspiraciones o resultados ideales, los resultados de otras personas de su entorno y lo que creen merecer (Araki, 2022). La educación puede influir en estos puntos de referencia de formas complejas. Por un lado, la obtención de una educación superior puede aumentar las propias aspiraciones (ingresos, estatus, etc.) y cambiar el grupo de comparación por otros más favorecidos, lo que puede ampliar la brecha entre la vida actual y los niveles deseados o comparativos (Borgonovi y Pokropek, 2025). Si un egresado universitario espera un trabajo de prestigio y un salario alto, pero se queda subempleado, la decepción puede reducir la satisfacción vital en relación con las expectativas. Esto concuerda con la idea de que las personas con mayor nivel educativo pueden ser menos felices si sus aspiraciones superan a la realidad, un fenómeno observado en algunas encuestas (Araki, 2022; Tan et al., 2020).

La educación también puede reducir las diferencias respecto a los puntos de referencia abriendo oportunidades que acerquen la realidad a los propios objetivos. En contextos en los que la educación superior conduce a un trabajo aspiracional, puede reducir la discrepancia entre “lo que quiero” y “lo que tengo”, aumentando así la satisfacción. La idea de Michalos (2005) es que el efecto de la educación en el bienestar dependerá de si aumenta las expectativas o ayuda a cumplirlas. El efecto neto puede ser positivo en sociedades o situaciones en las que la ampliación de la educación crea muchas oportunidades nuevas. Sin embargo, las expectativas no cumplidas pueden generar frustración cuando la educación prolifera sin oportunidades acordes (por ejemplo, muchos universitarios que persiguen pocos puestos de trabajo). Esta perspectiva ayuda a explicar por qué el vínculo educación-felicidad parece a veces débil o negativo: el efecto de punto de referencia psicológico puede contrarrestar las ganancias materiales (Borgonovi y Pokropek, 2025).

En la base de estos debates está la propia definición de “bienestar”. El bienestar es un concepto multidimensional que abarca aspectos hedónicos y eudaimónicos. El bienestar hedónico se refiere a la experiencia de placer y sentimientos positivos, a menudo medidos como felicidad o satisfacción vital. En cambio, el bienestar eudaimónico se refiere al significado, la autorrealización y el funcionamiento óptimo en la vida. Ryan y Deci (2001) los distinguen: el enfoque hedónico “se centra en la felicidad y define el bienestar en términos de consecución del placer y evitación del dolor”, mientras que el enfoque eudaimónico “se centra en el significado y la autorrealización y define el bienestar en términos del grado en que una persona funciona plenamente”. La educación puede contribuir a ambas formas, pero quizá de maneras diferentes. Por ejemplo, los beneficios económicos y sanitarios de la educación contribuyen a la comodidad y la seguridad, apoyando el bienestar hedónico (mayor satisfacción vital, menos estrés). Al mismo tiempo, la educación puede enriquecer el bienestar eudaimónico al fomentar el crecimiento personal, el conocimiento, la autonomía y un sentido de propósito en la vida. Ryan y Deci (2001) sostienen que la satisfacción de las necesidades

psicológicas básicas (competencia, autonomía y relación) es clave para la felicidad eudaimónica; la educación, cuando da independencia, puede ayudar a satisfacer estas necesidades aumentando las habilidades personales (competencia), fomentando el pensamiento independiente (autonomía) y proporcionando redes sociales (relación).

Los estudios empíricos sugieren que la educación está más estrechamente relacionada con la dimensión cognitiva y evaluativa del bienestar (sentido de la vida, consecución de objetivos) que con el afecto positivo cotidiano (Araki, 2022; Frey y Stutzer, 2002; Marquez y Main, 2021). En términos políticos, esto significa que, incluso si el aumento del nivel educativo no siempre produce grandes saltos en la felicidad autodeclarada, aún puede mejorar sustancialmente el sentido de propósito, la pertenencia social y el crecimiento personal de las personas, resultados alineados con el bienestar eudaimónico (Borgonovi y Pál, 2016). Una persona con estudios puede manifestar una satisfacción vital moderada (hedónica), una gran realización personal y una contribución a la sociedad (eudaimónica). Un marco integral para la educación y el bienestar debe tener en cuenta tanto los resultados hedónicos (es decir, las puntuaciones de satisfacción con la vida) como los resultados eudaimónicos (por ejemplo, las medidas de florecimiento psicológico), ya que ambos están relacionados, pero son distintos.

La influencia de la educación en el bienestar también opera a través del desarrollo de los recursos psicológicos individuales (Araki, 2022). La escolarización formal y la experiencia educativa pueden moldear rasgos no cognitivos como la resiliencia, la capacidad de hacer frente a los retos, y la autocompasión, la tendencia a ser amable con uno mismo ante los fracasos. Estos recursos personales tienen importantes implicaciones para la salud mental y la felicidad (Michalos, 2008). Un estudiante que se enfrenta a dificultades académicas, pero aprende a perseverar y adaptarse (alta resiliencia) probablemente manejará las adversidades de la vida con mayor eficacia y mantendrá un mayor bienestar que otro que no haya desarrollado esas habilidades. Del mismo modo, un entorno educativo que promueva el aprendizaje a partir de

los errores puede fomentar la autocompasión. Las investigaciones indican que la autocompasión está estrechamente relacionada con la salud mental positiva y el bienestar subjetivo (Marquez y Main, 2021). Los individuos con mayor autocompasión tienden a experimentar menos ansiedad y depresión y una mayor satisfacción vital, en parte porque evitan la trampa de la autocrítica y el perfeccionismo irreal (Neff, 2003).

Las administraciones educativas reconocen cada vez más el valor de los programas de aprendizaje socioemocional que enseñan habilidades de afrontamiento, regulación emocional y autoempatía junto con el contenido académico (Marquez y Main, 2021). La educación puede crear resiliencia a través de relaciones de tutoría, retroalimentación constructiva y oportunidades para superar desafíos, que amortiguan el estrés y contribuyen a un sentido de competencia y optimismo. Borgonovi y Pál (2016), en el contexto del bienestar de los estudiantes, señalan que el bienestar psicológico es uno de los dominios más relevantes del bienestar en los entornos educativos. Al fortalecer los recursos internos como la valentía, el optimismo y la compasión hacia uno mismo, la educación afecta a los logros de los estudiantes y a cómo se sienten sobre sí mismos y sus vidas. Estas vías psicológicas suelen ser menos visibles que los beneficios económicos, pero son un vínculo clave entre la educación y la salud emocional a largo plazo.

Más allá de los rasgos y las experiencias individuales, el contexto más amplio en el que se produce la educación, es decir, el contexto cultural, económico y político, determina de manera decisiva la relación entre educación y bienestar. Borgonovi y Pál (2021) destacan que el beneficio marginal de la educación adicional para el bienestar de un individuo tiende a disminuir en las sociedades con un nivel educativo superior generalizado. Cuando un título universitario se convierte en algo común, su valor relativo en el mercado laboral puede caer (un fenómeno de inflación de credenciales), y la competencia por puestos de trabajo puede intensificarse (Akerlof y Kranton, 2002). Esto podría explicar en parte por qué las correlaciones entre educación y felicidad pueden ser más débiles en los países muy desarrollados.

La educación también tiene beneficios colectivos a nivel social. Borgonovi y Pál observan que la difusión general de competencias en una sociedad, es decir, tener una población más educada en general, se asocia positivamente con la satisfacción vital de la población. Un mayor nivel de educación general puede fomentar el capital social, el compromiso cívico y una mejor gobernanza, que mejoran la calidad de vida de todos (Ballestar *et al.*, 2022). Esta perspectiva sistémica sugiere que el valor de la educación para el bienestar debe considerarse en términos individuales y en términos de externalidades y efectos a nivel comunitario (por ejemplo, menor delincuencia, más innovación y productividad, voto informado), contribuyendo a las condiciones que hacen que la vida sea satisfactoria.

La cultura y la gestión escolar también desempeñan un papel. Brown y Shay (2021) critican la reciente tendencia educativa que hace hincapié en la resiliencia individual como clave del bienestar de los alumnos. Sostienen que un enfoque estrecho en “enseñar resiliencia” o habilidades de carácter enmarca el bienestar como un rasgo individual, descuidando los aspectos relacionales y basados en la identidad en los que influyen las escuelas. Brown y Shay proponen un marco de construcción de la identidad para el bienestar de los estudiantes, haciendo hincapié en la superación de la adversidad y el desarrollo de un sentido seguro y positivo de sí mismo dentro de una comunidad de apoyo. Su investigación cualitativa con jóvenes de Inglaterra y estudiantes indígenas de Australia revela que los adolescentes definen su bienestar en términos de pertenencia social, afirmación cultural y sensación de ser escuchados, no solamente de calma emocional o valor personal. Desde este punto de vista, la educación es un vehículo para la formación de la identidad y la integración social. Una escuela que crea un entorno de inclusión, respeto por las diversas identidades y voz de los alumnos puede mejorar el bienestar al satisfacer las profundas necesidades de los jóvenes de relación y autenticidad (elementos eudaimónicos clave).

El contexto importa: el mismo plan de estudios puede conducir a resultados de bienestar muy diferentes dependiendo de si el clima escolar es competitivo o afectuoso, y de si las narrativas sociales

más amplias (es decir, el éxito y el fracaso) inducen a la presión o están orientadas al crecimiento. El trabajo de Brown y Shay nos recuerda que los factores sistémicos —como las prioridades de la política educativa, las normas culturales en la escolarización y los valores de la comunidad— determinan fundamentalmente la forma en que la educación se traduce en bienestar para los alumnos.

Estas reflexiones revelan cómo la educación y el bienestar están interrelacionados. La educación afecta al bienestar a través de múltiples vías, a veces contrapuestas: mejorando las condiciones económicas y la seguridad material, configurando el desarrollo psicológico (competencias, resiliencia, autoconcepto), proporcionando un significado cultural y basado en la identidad, y alterando el contexto sistémico en el que viven los individuos. Las aspiraciones o el estrés que compensan las ganancias hedónicas de la educación, como la satisfacción vital derivada de un buen trabajo y unos ingresos, mientras que las ganancias eudaimónicas (crecimiento personal, autonomía e identidad social) pueden ser sustanciales (Akerlof y Kranton, 2002; Marquez y Main, 2021). Los factores contextuales —desde los antecedentes familiares hasta los niveles nacionales de educación— moderan estos efectos, garantizando que el impacto de la educación en el bienestar varíe según los distintos entornos y poblaciones.

La presencia de efectos positivos indirectos y potenciales efectos adversos directos significa que los investigadores deben adoptar modelos globales para evaluar la influencia de la educación. Al reconocer los beneficios del capital humano, la dinámica de las expectativas, los recursos psicológicos y el contexto social, comprendemos por qué la educación se asocia generalmente a una mejor calidad de vida, aunque el vínculo bivariado con la “felicidad” resulte a veces desconcertante. Este marco global prepara el terreno para el análisis empírico: justifica el examen de si la educación y el bienestar están conectados y cómo y a través de qué canales se desarrolla esta conexión. Este enfoque es esencial para interpretar las conclusiones sobre el papel de la educación en el bienestar y para orientar las políticas que maximizan el rendimiento de las inversiones en educación en términos de bienestar.

Partiendo de la base teórica anterior, nuestro estudio explora cómo el nivel educativo determina los resultados individuales en múltiples dimensiones de la vida, basándose en ocho hipótesis interrelacionadas. La educación funciona como facilitadora del progreso material, a través de la mejora de los ingresos, la salud y la capacidad de adaptación al mercado laboral (Becker, 1964; Harmon *et al.*, 2003), y como catalizador psicológico que transforma las expectativas, los comportamientos y las percepciones de uno mismo (Michalos, 2005; Ryan y Deci, 2001). Estas funciones duales motivan la formulación de las siguientes hipótesis. La Hipótesis 1 postula que una Red TAN puede modelar eficazmente las relaciones condicionales y multidimensionales entre el nivel educativo y los resultados en bienestar, salud y comportamiento. La hipótesis 2 se centra en el bienestar económico y sugiere que las personas con un mayor nivel educativo tienen más probabilidades de declarar unos ingresos familiares más elevados y una valoración subjetiva más positiva de su situación económica. La hipótesis 3 vincula la educación con la salud autopercebida, proponiendo que los individuos con mayor nivel educativo declaran tener mejor salud y menos limitaciones funcionales, lo que refleja el papel protector de la educación frente al deterioro de la salud.

Las hipótesis 4 a 6 amplían este marco examinando el empleo, el compromiso digital y la igualdad de género. La hipótesis 4 afirma que el nivel educativo se asocia con la participación continuada en el empleo, especialmente relevante en poblaciones de edad avanzada en las que la educación puede amortiguar la salida del mercado laboral debido al deterioro de la salud. La Hipótesis 5 propone que las personas con un mayor nivel educativo hacen un uso más frecuente, variado e intencionado de Internet, adaptando su comportamiento digital a las necesidades personales y profesionales, lo que refleja cómo la educación fomenta la inclusión digital. La hipótesis 6 aborda la dimensión de género: sugiere que la educación superior reduce las disparidades de género en el empleo, facilitando un mayor acceso de las mujeres al trabajo remunerado y promoviendo una distribución más equitativa entre las categorías profesionales.

La hipótesis 7 introduce un resultado evaluativo más directo al afirmar que el nivel educativo se

asocia positivamente con la felicidad autodeclarada. Los individuos con estudios superiores tienen más probabilidades de declarar niveles más altos de felicidad, lo que refleja el papel de la educación como factor que contribuye al bienestar subjetivo. La hipótesis 8 hace hincapié en la dimensión social, proponiendo que la educación superior se asocia positivamente con la frecuencia de las interacciones sociales. Las personas con estudios mantienen contactos más regulares con amigos, familiares o compañeros, lo que refleja el papel de la educación en el fomento de la participación social como componente clave del bienestar individual.

En conjunto, estas ocho hipótesis operacionalizan una comprensión multidimensional y sensible al contexto del nexo entre educación y bienestar. Permiten una exploración basada en datos, utilizando TAN, de cómo la educación influye en la satisfacción vital y los dominios asociados, económico, social, psicológico y digital, a través de diversos grupos de población y contextos nacionales en Europa.

III. RECOGIDA DE DATOS Y DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES EN EL MÉTODO MACHINE LEARNING

Utilizamos datos de la Ronda 11 (2023/2024) de la *Encuesta social europea ESS*) para explorar empíricamente cómo el nivel educativo puede influir en el bienestar y la calidad de vida de los individuos. La ESS es una encuesta transnacional de carácter académico que se lleva a cabo en toda Europa desde su creación en 2001. Cada dos años se realizan entrevistas cara a cara con muestras transversales recién seleccionadas. Su rigurosa metodología y su larga dedicación a la excelencia garantizan la solidez y comparabilidad de los datos recogidos.

Como señala el profesor Rory Fitzgerald, director del ESS ERIC, “la ESS ya se ha consolidado como un pilar fundamental del Espacio Europeo de Investigación. Además, sus métodos y su programa de investigación metodológica garantizan que la infraestructura siga siendo ‘puntera’ y contribuye a situar a Europa como líder mundial en términos de ciencias sociales comparadas” (ESS ERIC, 2025).

Esta encuesta incluye ítems relacionados, entre otros, con la confianza social y en los medios de comunicación, la salud y la desigualdad, la satisfacción con la vida, la felicidad y el bienestar subjetivo, la percepción de equidad e inclusividad del sistema educativo, y la confianza ciudadana tanto en la educación como en la inteligencia Artificial (IA). De este amplio abanico de indicadores, y siguiendo la literatura mencionada, seleccionamos once variables que recogen información sociodemográfica, sobre el uso de los medios de comunicación y el bienestar subjetivo, en función de su potencial para explicar cómo influye el nivel educativo en diferentes dimensiones de la vida de los ciudadanos.

Para tener en cuenta la diversidad cultural en toda Europa, centramos nuestro análisis en tres países con características culturales muy diversos: España, Finlandia y Grecia. Según el *Informe sobre la Felicidad en el Mundo 2025* (Helliwell et al., 2025), Finlandia ocupa el primer lugar en el índice de evaluación de la vida (media de tres años) con una puntuación de 7,736, seguida de España en el puesto 38 (6,466) y Grecia en el 81 (5,776). Estos países muestran una marcada variación regional en logros educativos y bienestar, así como un elevado interés público por la digitalización y la IA (Marquez y Main, 2021).

La ESS incluye respuestas de 1.844 residentes españoles, 1.563 finlandeses y 2.757 griegos, lo que da un total de 6.164 encuestados considerados en nuestra investigación, el 29,92 por 100, el 25,36 por 100 y el 44,73 por 100 de la muestra, respectivamente. La población incluida en la muestra está formada por todas las personas mayores de 15 años (sin límite superior de edad) que residen en hogares de cada país, independientemente de su nacionalidad, ciudadanía o idioma. El cuadro n.º A1 (anexo) presenta la descripción y las estadísticas descriptivas de las 11 variables seleccionadas para esta investigación.

Las variables seleccionadas para nuestro modelo cubren un amplio abanico de dimensiones relevantes para entender la relación entre la educación y la vida de los individuos. Concretamente, se componen de variables sociodemográficas (país de residencia, sexo, actividad profesional principal, nivel de ingresos del hogar y percepción de ingresos adecuados), comportamientos digitales

(uso diario de Internet), indicadores de bienestar subjetivo (felicidad autodeclarada y frecuencia de las interacciones sociales) y variables relacionadas con la salud (estado de salud autoevaluado y limitaciones en las actividades cotidianas debidas a problemas de salud de larga duración). La principal variable dependiente *Nivel de estudios*, es dicotómica e indica si el encuestado tiene estudios superiores o no. Esta variable recodifica la variable ISCED (International Standard Classification of Education) original (nivel más alto de educación) clasificando a los individuos según hayan completado estudios superiores (universidad o formación profesional avanzada) o no, basándose en la clasificación europea estandarizada.

IV. MÉTODO Y ANÁLISIS EMPÍRICO

Escojemos el modelo *Tree-Augmented Naïve Bayesian Network (TAN)* (Elsalamony, 2014; Fitze et al., 2020) aplicado a once variables de la ESS, con el objetivo de capturar y explicar la influencia del nivel educativo en diversas dimensiones de la vida, incluyendo el estatus económico, la participación social, la inclusión digital y el bienestar general, centrándonos en las diferencias entre tres países europeos con antecedentes culturales contrastados: España, Finlandia y Grecia.

Las redes bayesianas ingenuas aumentadas de árbol (TAN) son un tipo restringido de red bayesiana (BN), en las que cada predictor depende de otro predictor además de la variable objetivo (Ballestar et al., 2023; Shastri et al., 2017). Este método es uno de los algoritmos de clasificación más eficaces y eficientes y se ha hecho muy popular debido a su simplicidad y gran precisión de predicción (Elsalamony, 2014; Shi y Li, 2006; Shi y Huang, 2002). Las BN son modelos gráficos probabilísticos basados en una intersección entre la estadística y el aprendizaje automático (Bielza y Larrañaga, 2014; Shastri et al., 2017). Consisten en grafos acíclicos dirigidos que enlazan variables mediante probabilidades condicionales, donde las salidas son probabilidades calculadas mediante el teorema de Bayes (Fenton y Neil, 2014; Koski y Noble, 2011; Marcot y Penman, 2019) que permiten la toma de decisiones para el análisis y gestión de riesgos (Aalders, 2008;

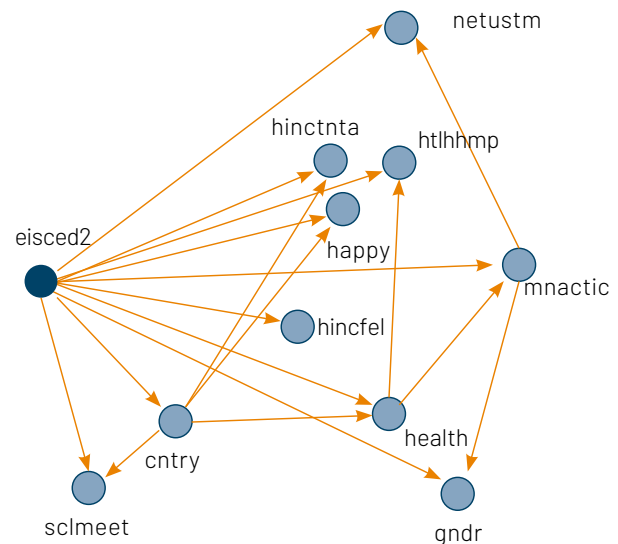
Farmani *et al.*, 2012). Este tipo de modelos son útiles para predecir la probabilidad de que una muestra pertenezca a una clase o grupo determinado, y para encontrar dependencias causa-efecto entre variables. Esto hace que sean ampliamente utilizados para el análisis de datos, incluida su aplicación específica en esta investigación (Cheon *et al.*, 2009; Elsalamony, 2014; Hanea *et al.*, 2012; Landuyt *et al.*, 2013; Marcot y Penman, 2019).

Nuestra red TAN capta la influencia del nivel educativo en varias dimensiones de la vida, utilizando la información proporcionada por las variables de entrada que incluyen factores sociodemográficos (país de residencia, sexo, actividad profesional, nivel de ingresos y percepción de ingresos adecuados), comportamientos digitales (uso diario de Internet), indicadores de bienestar subjetivo (felicidad auto-declarada y frecuencia de las interacciones sociales) y variables relacionadas con la salud (estado de salud autoevaluado y limitaciones en las actividades diarias debido a problemas de salud de larga duración) (cuadro A1 del anexo). En nuestro caso, este modelo apoya tanto la predicción del nivel educativo como la exploración de sus relaciones condicionales con múltiples ámbitos de la vida.

El gráfico 1 muestra el modelo gráfico TAN, en el que las variables de entrada y salida se ilustran como nodos, con arcos que representan las interdependencias probabilísticas, o condicionales, entre ellas. Estos arcos muestran las relaciones entre variables, pero no implican necesariamente causalidad directa. El modelo TAN es un marco probabilístico que estima la probabilidad de sucesos basándose en atributos aparentemente independientes, en el que cada predictor puede depender no solo de la variable objetivo, sino también de otro predictor, lo que aumenta la precisión global de la clasificación (Elsalamony, 2014).

El entrenamiento de la red TAN se realizó aplicando una metodología de entrenamiento, prueba y validación (siglas *TTV*, en inglés) (Ballestar *et al.*, 2022). Esta metodología consiste en entrenar el modelo con el 70 por 100 (4.289 registros) de la muestra, testear con el 20 por 100 (1.252 registros) de la muestra y validar con el 10 por 100 de la muestra (623 registros).

GRÁFICO 1
RED BAYESIANA INGENUA AUMENTADA DE ÁRBOL (TAN)



Tipo

● Variable independiente ● Objetivo

Importancia

● 1,0 ● 0,6 ● 0,2
● 0,8 ● 0,4 ● 0,0

Fuente: Elaboración propia.

Antes de entrenar el modelo, es importante señalar que la distribución de la variable objetivo, el nivel de estudios (*eisced2*), está desequilibrada: 3.869 de los participantes (62,77 por 100) tienen estudios no superiores, y 2.295 (37,23 por 100) tienen estudios superiores. Por países, la proporción de personas sin estudios superiores es del 62,96 por 100 en España, del 48,50 por 100 en Finlandia y del 70,73 por 100 en Grecia, mientras que los estudios superiores representan el 37,04 por 100, el 51,50 por 100 y el 29,27 por 100, respectivamente.

Como este sesgo podría repercutir negativamente en la fase de entrenamiento del modelo, hemos aplicado un *método de sobremuestreo* en el grupo infrarrepresentado (personas con estudios superiores) para equilibrar la muestra de entrenamiento hasta 3.266 registros (el 46 por 100 de la muestra). Equilibrando la muestra nos aseguramos de que ambos grupos de estudiantes estarán igual-

GRÁFICO 2
CURVA ROC (CARACTERÍSTICA OPERATIVA DEL RECEPTOR) PARA LA MUESTRA COMPLETA

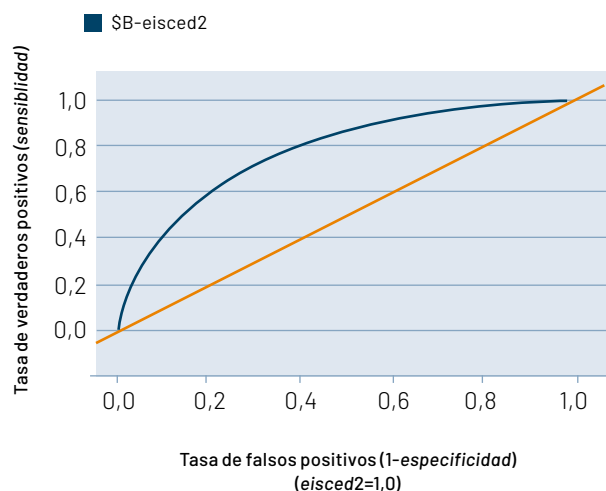
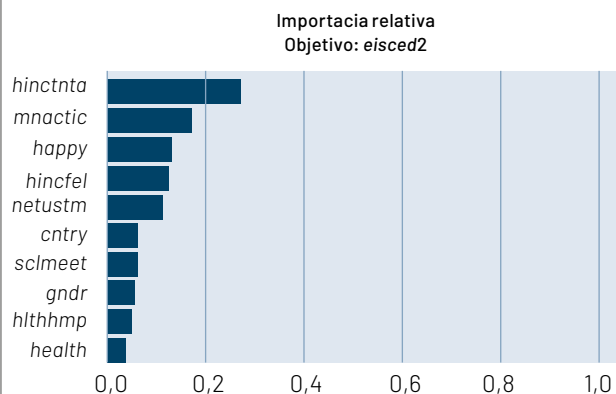


GRÁFICO 3
IMPORTANCIA RELATIVA DE LAS VARIABLES DE ENTRADA EN LA RED TAN



mente representados a la hora de entrenar el modelo. La muestra de prueba y validación sigue sin estar equilibrada (Ballestar et al., 2022). Este método de sobremuestreo no afecta a la representatividad ni a los pesos de cada país en la muestra final, que permanece prácticamente inalterada (29,81 por 100 para España, 26,38 por 100 para Finlandia y 43,81 por 100 para Grecia). El gráfico 1 muestra la red bayesiana TAN obtenida para los marcos conceptuales de la influencia del nivel educativo

en varias dimensiones de la vida en términos de geografía, estatus económico, implicación social, inclusión digital y bienestar general.

1. Evaluación del modelo

Las medidas para evaluar el rendimiento de la red TAN fueron la precisión de la clasificación, la *sensibilidad*, la *especificidad*, el área bajo la curva ROC (llamada comúnmente AUC -por sus siglas en inglés, área bajo la curva) (gráfico 2) y el coeficiente de Gini.

La matriz de confusión contiene el porcentaje de casos clasificados correcta e incorrectamente para los dos valores posibles de la variable objetivo (Nivel de educación; 0 = educación no superior y 1 = educación superior). Estos indicadores de precisión y la matriz de confusión están disponibles en el cuadro n.º A2 y se han calculado para la muestra total y también para cada una de las submuestras del modelo: entrenamiento, prueba y validación.

El gráfico n.º A2 muestra que la precisión global de clasificación de la red bayesiana es del 71,09 por 100, lo que corresponde a una tasa de error del 28,91 por 100 que puede considerarse robusta.

En esta investigación, la variable objetivo *eisced2* (Nivel de estudios) es booleana. Por tanto, la precisión representa el porcentaje de acierto a la hora de predecir si un participante en la encuesta tendrá o no estudios superiores en función de otras características de diversas dimensiones de la vida, como factores sociodemográficos, comportamientos digitales, indicadores de bienestar y variables relacionadas con la salud (cuadro n.º A1 del anexo).

Este indicador de precisión de la clasificación es muy similar en todas las submuestras de árboles: 71,90 por 100 para el entrenamiento; 70,29 por 100 para la de prueba; y 71,87 por 100 para la validación, lo que confirma que el modelo no estaba sobreentrenado.

El porcentaje de verdaderos positivos (VP), también llamado *sensibilidad*, fue del 72,25 por 100. Este valor denota el porcentaje de encuestados que han sido clasificados correctamente como

personas que han finalizado estudios superiores por la TAN basándose en las características del encuestado, que incluyen factores sociodemográficos (país de residencia, sexo, actividad profesional principal, nivel de ingresos del hogar y percepción de ingresos adecuados), comportamientos digitales (uso diario de Internet), indicadores de bienestar subjetivo (felicidad autodeclarada y frecuencia de interacciones sociales) y variables relacionadas con la salud (estado de salud autoevaluado y limitaciones en las actividades diarias debidas a problemas de salud de larga duración).

El porcentaje de verdaderos negativos (VN), también llamado *especificidad*, fue del 70,41 por 100. Este valor se refiere al porcentaje de encuestados que han sido clasificados correctamente como no poseedores de estudios superiores por el modelo a partir de las mismas variables de entrada dadas. Al mismo tiempo, los valores complementarios son el porcentaje de falsos negativos (FN), que es del 27,76 por 100 y refiere al porcentaje de encuestados que tienen estudios superiores, pero que fueron clasificados como que no los tenían. Por último, el porcentaje de falsos positivos (FP) es del 29,59 por 100, y denota el porcentaje de encuestados que no tienen estudios superiores, pero fueron clasificados como si los tuvieran. Según estos resultados, este modelo tiende a ser optimista en sus predicciones, ya que el porcentaje de falsos positivos (29,59 por 100) es mayor que el de falsos negativos (27,76 por 100) (Firth et al., 2020).

Utilizamos el indicador de área debajo la curva ROC (AUC) como principal medida de la precisión de la red porque es más robusto que el indicador de precisión de la clasificación cuando se trabaja con muestras desequilibradas como en esta investigación (Chen et al., 2008; Dželihodžić et al., 2016; Jensen, 1992; Yin et al., 2013). Esta evaluación del modelo mediante el área bajo la curva ROC (AUC) se realizó para la muestra total (0,787) y también para las submuestras de entrenamiento (0,797), prueba (0,758) y validación (0,749) obteniendo resultados muy similares. Estos AUC son superiores a 0,7, por lo que el modelo presenta una capacidad discriminativa aceptable (Hosmer Jr. et al., 2013). De forma complementaria a este indicador, también se ha calculado el coeficiente de Gini. El coeficiente

de Gini está relacionado con el AUC que representa el doble del área entre la curva ROC y la diagonal (gráfico 2). Los coeficientes de Gini fueron de 0,573 para la muestra total, 0,595 para la muestra de entrenamiento, 0,516 para la muestra de prueba y 0,497 para la muestra de validación.

Estos resultados apoyan la hipótesis 1 porque la red TAN es un modelo robusto para captar la influencia del nivel educativo en varias dimensiones de la vida de los ciudadanos de Europa, utilizando información como factores sociodemográficos, comportamientos digitales, indicadores de bienestar subjetivo y variables relacionadas con la salud.

La importancia relativa de las variables proporciona información sobre la importancia de cada variable de entrada a la hora de realizar la predicción global en la Red (gráfico 2), pero no están relacionadas con la precisión del modelo.

Al tratarse de valores relativos, su suma es igual a 1. En este modelo, la variable que acumula el 25 por 100 de la importancia relativa es la renta neta total del hogar después de impuestos y deducciones obligatorias (*hinctnta*). Este resultado pone de manifiesto la importancia del nivel de estudios a la hora de predecir los ingresos de los ciudadanos europeos, aunque procedan de entornos y culturas diferentes.

Las variables con la segunda, tercera y cuarta importancia relativa más alta son la actividad profesional principal durante los últimos siete días (*mnactic*), con una importancia del 16 por 100, el nivel autodeclarado de felicidad (*happy*) y la percepción de suficiencia de los ingresos actuales del hogar (*hincfel*), ambas con una importancia del 12 por 100, y el uso diario de Internet (en minutos) en un día normal (*netustm*), con una importancia del 11 por 100.

Por último, las cinco variables siguientes en importancia son el país (*cntry*), la frecuencia de las interacciones sociales con amigos, parientes o colegas (*sclmeet*), con una importancia del 6 por 100; el sexo (*gndr*), con una importancia del 5 por 100; el grado en que las actividades cotidianas se ven limitadas por una enfermedad, discapacidad o problema de salud mental de larga duración (*hlthhmp*), con una impor-

tancia del 4 por 100; y el estado de salud autoevaluado (*health*), con una importancia del 3 por 100.

V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Uno de los puntos fuertes del método de la Red Bayesiana Ingenua Aumentada de Árbol (TAN) en esta investigación no es solo su capacidad para captar la influencia del nivel educativo en diversas dimensiones de la vida de los ciudadanos europeos, como la geografía, la situación económica, la participación social y la felicidad, la inclusión digital y el bienestar general, sino también su capacidad para proporcionar una representación detallada de la estructura de la red a través de probabilidades condicionales, lo que permite la identificación de relaciones y dependencias entre variables (Chen y Pollino, 2012). En las siguientes subsecciones, se presentan y explican las probabilidades condicionales y las relaciones entre variables capturadas por la red.

1. Nivel educativo y nivel de estudios por país

En esta investigación, el nivel de estudios (*eisced2*), definido como el hecho de que un individuo haya completado estudios superiores (1) o no (0), se trata como la variable objetivo. Sin embargo, más allá de servir como resultado, la educación también funciona como variable de referencia en todo el análisis, ya que la mayoría de todas las probabilidades condicionales se calculan con respecto a esta variable. Al situar la educación en el centro de la estructura probabilística de la TAN, examinamos cómo se ven afectados los distintos aspectos de la vida de los individuos en función de su nivel educativo. Este enfoque nos permite descubrir patrones de desigualdad y explorar el papel de la educación en la configuración del bienestar multidimensional en países europeos.

Nivel educativo general

El cuadro n.º A3 (anexo) muestra que, en los tres países, el 63 por 100 de los encuestados no tiene estudios superiores, mientras que el 37 por 100 sí los tiene. Esto refleja la distribución de la variable de nivel de estudios (*eisced2*) e indica que no está equilibrada, revelando una brecha educativa per-

sistente en los tres países. La variable binaria para la educación superior (0= educación no superior y 1= educación superior) es una recodificación de la variable *eisced* original, que distingue a los individuos que han completado la educación superior (universidad o formación profesional superior) de los que no la han completado.

Nivel educativo por país

Este desequilibrio en el nivel de estudios no es uniforme en todos los países, lo que pone de relieve las diferencias nacionales en el acceso a la enseñanza superior y su finalización. El cuadro n.º A4 (anexo) desglosa esta situación por país de residencia (*cntry*), mostrando la probabilidad condicional de residir en cada país en función de si el encuestado tiene estudios superiores o no. Finlandia tiene la mayor proporción de encuestados con estudios superiores (probabilidad de 0,44), seguida de España (0,31) y Grecia (0,25). Estas cifras sugieren que, entre los tres países, los encuestados finlandeses tienen el nivel educativo más alto, seguidos de españoles y griegos.

2. Percepción de la adecuación de los ingresos por nivel educativo y país

El cuadro n.º A5 (anexo) presenta las probabilidades condicionales de la variable *hincfel*, que recoge la percepción de los encuestados sobre la adecuación de los ingresos actuales de su hogar, por nivel educativo (*eisced2*) y país (*cntry*). En general, tener estudios superiores se asocia con una percepción más positiva de la situación económica en los tres países. En España, por ejemplo, la probabilidad de “vivir cómodamente” con los ingresos actuales es de 0,56 para los encuestados con estudios superiores, frente a 0,34 para los que no los tienen. Un patrón similar aparece en Finlandia (0,41 frente a 0,22) y Grecia (0,15 frente a 0,06), aunque las diferencias son menores.

Por el contrario, los encuestados sin estudios superiores tienen más probabilidades de declarar dificultades económicas. En Grecia, la probabilidad de entrar en las categorías “difícil” o “muy difícil” es de 0,51 para los que no tienen estudios superiores, frente a 0,30 para los que sí los tienen. En Finlandia, esta probabilidad es de 0,16 para los que no tienen

estudios superiores, frente a 0,10 para los que sí los tienen. En España, es de 0,22 sin estudios superiores, frente a 0,11 con estudios superiores.

España destaca como el país con la mayor brecha entre los individuos con y sin educación superior en términos de bienestar económico percibido (una diferencia de 0,22 en la probabilidad de declarar vivir cómodamente). Por el contrario, Grecia muestra la situación más precaria en general, independientemente del nivel educativo, con una probabilidad del 0,85 de “arreglárselas con los ingresos actuales” o “difícil” y “muy difícil” incluso para los encuestados con estudios superiores.

En resumen, estos resultados confirman la Hipótesis 2, ya que tener estudios superiores se asocia a una percepción más positiva de la propia situación económica en los tres países.

3. Distribución de la renta, nivel educativo y bienestar económico percibido

El cuadro n.º A6 (anexo) presenta las probabilidades condicionales de la variable *hinctnta*, que recoge los ingresos netos totales de los hogares (después de impuestos y deducciones obligatorias) agrupados por deciles de ingresos, junto con una categoría adicional (valor 0) para quienes no declararon sus ingresos. La información se desglosa por nivel educativo (*eisced2*) y país (*cntry*). Cuando se combina con el análisis de *hincfel* (percepción de la adecuación de los ingresos), surgen patrones claros y coherentes en los tres países.

En general, tener un mayor nivel educativo se asocia no solamente con una mejor percepción subjetiva del bienestar económico (*hincfel*), sino también con mayores niveles objetivos de ingresos (*hinctnta*). Esta relación es más evidente en Finlandia, donde los encuestados con estudios superiores tienen una probabilidad mucho mayor de pertenecer a los deciles superiores de ingresos. Por ejemplo, en Finlandia, la probabilidad de estar en el decil 9 o 10 de ingresos es de 0,31 para los que tienen estudios superiores, frente a solamente 0,08 para los que no los tienen. Esto concuerda con el dato anterior de que el 41 por 100 de los encuestados finlandeses con estudios

superiores afirman vivir cómodamente con sus ingresos actuales.

En España y Grecia, aunque se observa el mismo patrón general, una proporción significativa de los encuestados, sobre todo los que carecen de estudios superiores, no declaran sus ingresos (valor 0). Este dato alcanza el 0,19 en España y el 0,50 en Grecia. Esta falta de respuesta puede reflejar una falta de confianza, preocupaciones por la privacidad o incertidumbre económica, y debe tenerse en cuenta al interpretar las distribuciones de los ingresos.

A pesar de la elevada tasa de falta de respuesta en Grecia, los resultados siguen mostrando que los encuestados sin estudios superiores tienen menos probabilidades de pertenecer a los deciles de renta más altos. Por ejemplo, en Grecia, ninguno de los encuestados sin estudios superiores pertenece al decil 10 de ingresos, y su presencia en los deciles medios-altos sigue siendo limitada (probabilidad de 0,27 de estar en los deciles 4 a 6).

Esto coincide con los datos de percepción de *hincfel*, según los cuales solamente el 15 por 100 de los griegos con estudios superiores consideran que “viven cómodamente” con sus ingresos, y más del 51 por 100 de los que no tienen estudios superiores declaran tener dificultades económicas (“difíciles” o “muy difíciles”).

En resumen, estos resultados confirman la hipótesis 2, ya que el nivel educativo está estrechamente relacionado tanto con los ingresos reales como con la seguridad financiera percibida. Sin embargo, la fuerza y la consistencia de esta relación varían según el país. Finlandia muestra el patrón más coherente y sólido, mientras que, en Grecia, incluso la educación superior no garantiza el acceso a los tramos de ingresos más altos, agravado por un alto nivel de no declaración de ingresos que puede ocultar una mayor desigualdad.

4. Estado de salud autoevaluado por nivel educativo y país

El cuadro n.º A7 (anexo) presenta las probabilidades condicionales del estado de salud autoevaluado (*health*) por país (*cntry*) y nivel educativo (*eisced2*).

Estos resultados revelan un patrón consistente en España, Finlandia y Grecia: los individuos con estudios superiores tienen más probabilidades de informar sobre mejores resultados de salud.

En España, la probabilidad de declarar una salud “muy buena” o “buena” es de 0,69 entre quienes tienen estudios superiores, frente a 0,58 entre quienes no los tienen. En Finlandia, la diferencia es aún más pronunciada, pasando de 0,54 (sin estudios superiores) a 0,72 (con estudios superiores). El contraste más marcado se observa en Grecia, donde el 0,93 de los encuestados con estudios superiores declaran tener una salud “muy buena” o “buena”, frente al 0,77 de los que no los tienen. Sin embargo, incluso las personas sin estudios superiores en Grecia declaran tener mejor salud que grupos comparables, o incluso más instruidos, en España y Finlandia. Esto sugiere que tanto la educación como los factores específicos de cada país influyen en la percepción de la salud.

Por el contrario, la probabilidad de declarar una salud “regular”, “mala” o “muy mala” es sistemáticamente menor entre quienes tienen estudios superiores en los tres países. Por ejemplo, en Grecia, esta probabilidad desciende de 0,23 entre los que no tienen estudios superiores a solamente 0,06 entre los que sí los tienen.

Estos resultados confirman la hipótesis 3, según la cual el nivel educativo se asocia positivamente no únicamente con los resultados económicos, sino también con la salud autopercebida. Los resultados sugieren que la educación puede desempeñar un papel protector en la configuración del bienestar general de los individuos, potencialmente a través de la mejora de los conocimientos sanitarios, un estilo de vida más saludable y un mejor acceso a los recursos. Sin embargo, los resultados de Grecia ponen de relieve que los factores específicos de cada país también pueden desempeñar un papel fundamental en la configuración de las percepciones de la salud.

Limitaciones en las actividades diarias por estado de salud y nivel educativo

El cuadro n.º A8 (anexo) muestra las probabilidades condicionales de la variable *hlthhmp*, que

mide el grado en que las actividades cotidianas se ven limitadas por una enfermedad, discapacidad o trastorno mental de larga duración. Las probabilidades se presentan según el estado de salud autoevaluado (*health*) y el nivel educativo (*eisced2*).

Como era de esperar, las personas que declaran un peor estado de salud también declaran mayores limitaciones en las actividades cotidianas. Entre los encuestados sin estudios superiores, la probabilidad de declarar limitaciones graves de la actividad (*hlthhmp* = 1) es de 0,87 para los que califican su salud de “muy mala” (valor 5), y de 0,47 para los que declaran una salud “mala” (valor 4). Estas probabilidades son mayores que entre los encuestados con estudios superiores en las mismas categorías de salud (0,83 y 0,40 respectivamente).

Estos resultados sugieren que la educación desempeña un papel atenuante en el impacto funcional de los problemas de salud. Por ejemplo, entre las personas que declaran un estado de salud “regular” (valor 3), las que tienen estudios superiores tienen más probabilidades de declarar “ninguna limitación”, con una probabilidad de 0,54, que las que no tienen estudios superiores (0,53). Aunque las diferencias son modestas en algunas categorías, la tendencia se mantiene en todo el gradiente de salud.

En resumen, la educación parece estar asociada no únicamente a una mejor salud autopercebida, sino también a una menor probabilidad de limitaciones funcionales en la vida diaria, especialmente en el caso de las personas con un estado de salud intermedio o en declive. Estos resultados también confirman la hipótesis 3.

Actividad profesional principal por estado de salud y nivel educativo

El cuadro n.º A9 (anexo) muestra las probabilidades condicionales de la variable *mnactic*, que recoge la principal actividad profesional realizada durante los siete días anteriores. Las probabilidades están desagregadas por el estado de salud autoevaluado (*health*) y el nivel educativo (*eisced2*).

Los datos muestran una clara asociación entre el estado de salud, el nivel educativo y la actividad

laboral. En general, las personas con estudios superiores y mejor salud tienen más probabilidades de tener un empleo remunerado, mientras que las personas con estudios inferiores o peor salud se encuentran con más frecuencia en situación de desempleo, jubilación o inactividad. Este patrón se mantiene en los tres países.

Por ejemplo, entre los encuestados con “muy buena salud” (*health*=1), la probabilidad de tener un trabajo remunerado (*mnactic*=1) es de 0,86 para los que tienen estudios superiores y de 0,56 para los que no los tienen. El mismo patrón se mantiene, aunque con menor intensidad, entre los que gozan de “buena salud” (*health*=2), con probabilidades de 0,73 y 0,48 respectivamente.

A medida que disminuye el estado de salud, la probabilidad de tener un trabajo remunerado se reduce notablemente en ambos grupos de educación. En el caso de las personas con un estado de salud “regular” (*health*=3), la probabilidad de tener un trabajo remunerado desciende a 0,53 entre las personas con estudios superiores y a 0,26 entre las personas con estudios inferiores. En “mala” salud (*health*=4), estas cifras descienden aún más hasta 0,34 y 0,14 respectivamente. Para los que tienen una salud “muy mala”, la probabilidad de tener un trabajo remunerado es de 0,33 entre los que tienen estudios superiores y de únicamente 0,09 entre los que no los tienen.

En particular, la probabilidad de estar jubilado (*mnactic*=6) aumenta con el empeoramiento de la salud y es sustancialmente mayor entre los individuos sin estudios superiores. Entre los que tienen una salud “muy mala”, la probabilidad de jubilación es de 0,65 para los individuos sin estudios superiores, frente a 0,42 para los que sí los tienen. Del mismo modo, la probabilidad de estar “permanentemente enfermo o discapacitado” (*mantic*=5) aumenta a medida que empeora la salud y es sistemáticamente más alta entre los que tienen menos estudios.

Estos resultados confirman la hipótesis 4 y ponen de relieve el doble papel protector de la salud y la educación en el mantenimiento del apego al mercado laboral. La educación superior parece amortiguar los efectos de un deterioro moderado

de la salud, permitiendo a los individuos permanecer más tiempo en el empleo remunerado. Sin embargo, cuando la salud se ve gravemente comprometida, la educación por sí sola no basta para evitar el abandono del mercado laboral, aunque mitiga la probabilidad en comparación con los individuos sin estudios superiores.

Esto es especialmente relevante en el contexto del envejecimiento de la sociedad europea, ya que sugiere que las personas con estudios superiores tienen más probabilidades de permanecer activas en el mercado laboral incluso en condiciones de salud subóptimas.

Uso diario de Internet por actividad profesional y nivel de estudios

El cuadro n.º A10 (anexo) presenta las probabilidades condicionales de la variable *netustm*, que recoge el uso diario de Internet en minutos en un día típico, agrupado en cinco tramos de uso. Los datos se desglosan según la actividad profesional principal de los individuos durante los siete días anteriores (*mnactic*) y el nivel educativo (*eiscd2*).

Los resultados muestran que el uso diario de Internet es sistemáticamente mayor entre las personas con estudios superiores en la mayoría de las categorías de actividad profesional.

Por ejemplo, entre los que tienen un “trabajo remunerado” (*mnactic*=1), la probabilidad de utilizar Internet durante ≤ 288 minutos es de 0,60 para los individuos con educación superior, frente a 0,73 para los que no la tienen. En cambio, la probabilidad de que los individuos con estudios superiores utilicen Internet entre 288 y 864 minutos es de 0,39, frente a 0,26 para los que no tienen estudios superiores. Muy pocos individuos, independientemente de su nivel educativo, se sitúan en los tramos de mayor uso.

Para los que tienen “estudios” (*mnactic*=2), el uso de Internet es significativamente mayor en general. La probabilidad de encontrarse en el tramo de uso más bajo (≤ 288 minutos) es de 0,39 para las personas con estudios superiores y de 0,42 para las que no los tienen.

En particular, las personas con estudios superiores tienen una probabilidad combinada de 0,61 de estar en la franja de 288-864 minutos, frente a 0,56 de las que no los tienen, lo que convierte a este grupo en los usuarios más frecuentes en términos relativos en todas las categorías de actividad.

También cabe destacar que el grupo de “desempleados que no buscan trabajo” con estudios superiores muestra la mayor probabilidad de uso intensivo de Internet, con un 0,21 de individuos que pasan entre 576 y 864 minutos en línea al día.

Por el contrario, las “personas jubiladas” (*mnactic=6*) muestran un uso muy bajo de Internet (≤ 288 minutos) en general, con una probabilidad de 0,97 de quienes no tienen estudios superiores, frente a 0,95 de quienes sí los tienen. Se observa un patrón similar entre los individuos que están “permanentemente enfermos o discapacitados” (*mnactic=5*), aunque la diferencia es mayor en el tramo (≤ 288 minutos) con una probabilidad de 0,85 para los que no tienen estudios superiores, frente a 0,53 para los que sí los tienen. Esto sugiere que el acceso a Internet puede ofrecer una forma de apoyo y conexión social para las personas con mayor nivel educativo que se enfrentan a la inactividad relacionada con la salud.

Los que se dedican a las “tareas del hogar” (*mnactic=8*) también declaran un uso extremadamente bajo de Internet, con probabilidades de 0,92 para los que no tienen estudios superiores y de 0,88 para los que los tienen en el tramo ≤ 288 minutos.

Estos resultados confirman la hipótesis 5, ya que sugieren que el nivel educativo es un fuerte predictor de un uso más frecuente y diverso de Internet, incluso teniendo en cuenta la situación laboral. Aunque el uso varía naturalmente en función de la actividad (por ejemplo, los estudiantes, las personas con un empleo remunerado y los desempleados tienden a utilizar más Internet), tener estudios superiores desplaza sistemáticamente la distribución hacia un mayor compromiso digital, una consideración importante para las políticas de inclusión digital y el acceso a la información en una sociedad impulsada por la tecnología. Además,

el uso habitual de Internet entre los estudiantes puede traducirse en un compromiso digital sostenido a lo largo de la vida, reduciendo potencialmente la brecha digital entre los futuros jubilados.

Distribución por sexos según la actividad profesional y el nivel de estudios

El cuadro n.º 11 (anexo) presenta las probabilidades condicionales de la variable *gnedr* (sexo), desagregadas por actividad profesional principal de los individuos durante los últimos siete días (*mnactic*) y nivel educativo (*eisced2*).

Los datos revelan claros patrones de segregación por sexos en los distintos tipos de actividad. En la mayoría de las categorías, los desequilibrios de género son evidentes y, en algunos casos, muy pronunciados.

En el “trabajo remunerado” (*mnactic=1*), hay más probabilidades de que las mujeres estén empleadas cuando tienen estudios superiores (0,53), frente a solamente 0,40 para las que no los tienen. Esto sugiere que la educación superior representa una oportunidad para que las mujeres accedan al empleo remunerado de forma más equitativa, contribuyendo a mitigar las desigualdades de género.

En “educación” (*mnactic=2*), la distribución por sexos está sesgada hacia las mujeres, especialmente en los estudios superiores. La probabilidad de ser mujer es de 0,64 entre los que tienen estudios superiores, y de 0,55 entre los que no los tienen. Existe una mayor probabilidad de que las mujeres participen en actividades educativas, especialmente en los niveles más avanzados.

La misma tendencia se observa en el “desempleo”, tanto para las que buscan trabajo (*mnactic=3*) como para las que no lo buscan (*mnactic=4*). La probabilidad de ser mujer desempleada es sistemáticamente superior a la de los hombres, y aún más entre las que tienen estudios superiores.

En concreto, la probabilidad de ser una mujer desempleada con estudios superiores que busca trabajo es de 0,75, frente a 0,25 para los hombres.

Entre los que no tienen estudios superiores, la probabilidad es de 0,59 para las mujeres y de 0,41 para los hombres. Del mismo modo, entre los que no buscan empleo, la probabilidad es de 0,63 para las mujeres y de 0,37 para los hombres con estudios superiores, y de 0,66 para las mujeres y de 0,34 para los hombres sin ellos.

Las disparidades de género se hacen especialmente marcadas en las categorías vinculadas a los cuidados o al trabajo no remunerado. En “tareas domésticas” (*mnactic*=8) la probabilidad de ser mujer alcanza 0,91 para las que tienen estudios superiores, y 0,96 para las que no los tienen, lo que indica claramente una distribución feminizada del trabajo no remunerado. Por el contrario, el “servicio comunitario o militar” es exclusivamente masculino en esta muestra, con una probabilidad de 1,00 independientemente del nivel educativo.

Curiosamente, entre las personas clasificadas como “enfermas o discapacitadas permanentes” (*mnactic*=5), existe una notable división por sexos en función del nivel de estudios. Entre las personas sin estudios superiores, la probabilidad de ser hombre es de 0,68 y la de ser mujer de 0,32. Entre los que tienen estudios superiores, la diferencia se reduce: 0,53 hombres frente a 0,47 mujeres. Esto sugiere que los hombres con menor nivel educativo están más representados en este grupo, mientras que la educación superior contribuye a equilibrar la distribución por sexos. Otras categorías, como la jubilación, muestran distribuciones más equilibradas.

En resumen, estos resultados confirman la hipótesis 6, ya que la educación superior desempeña un papel clave en el equilibrio de la representación de género en el empleo remunerado, permitiendo que más mujeres accedan a oportunidades laborales en igualdad de condiciones. Esto se refleja en la fuerte presencia de mujeres en la educación superior y en su comportamiento activo en la búsqueda de empleo. Los datos también sugieren que la naturaleza del trabajo remunerado difiere según el nivel educativo, persistiendo la sobrerrepresentación masculina en los segmentos de empleo con menor nivel educativo.

5. Felicidad autodeclarada por nivel educativo y país

El cuadro n.º A12 (anexo) presenta las probabilidades condicionales de la variable felicidad, que refleja el nivel de felicidad declarado por los encuestados. Los datos se desglosan por país (*centry*) y nivel educativo (*eisced2*).

En general, los niveles de felicidad varían significativamente entre los tres países, pero en todos ellos los encuestados con estudios superiores tienden a declarar niveles más altos de felicidad, en consonancia con los resultados anteriores para otros indicadores de bienestar como la salud y los ingresos.

En Finlandia, tanto los grupos con estudios superiores como los que no los tienen declaran niveles más altos de felicidad (valores de 8 a 10) en comparación con España o Grecia. Los que tienen estudios superiores muestran una clara ventaja, con una probabilidad de 0,82, frente al 0,74 de los que no los tienen.

En España, la probabilidad de declarar un alto nivel de felicidad (valores de 8 a 10) es de 0,69 para los que tienen estudios superiores y de 0,64 para los que no los tienen. Se trata de la menor diferencia entre los tres países, pero sigue siendo coherente con el patrón general.

En Grecia, la felicidad autodeclarada es la más baja de los tres países. La probabilidad de declarar una felicidad elevada (valores de 8 a 10) es de 0,45 para los que tienen estudios superiores y de 0,33 para los que no los tienen. Además de declarar una felicidad general más baja, la diferencia entre los grupos de educación es algo mayor.

Adicionalmente, el valor modal es 8 para la mayoría de los grupos, pero asciende a 9 para el grupo con estudios superiores en Finlandia, y a 7 para el grupo sin estudios superiores en Grecia.

La probabilidad de declarar niveles extremadamente bajos de felicidad (valores de 0 a 3) es mínima en todos los subgrupos, aunque ligeramente superior en Grecia.

Estos resultados sugieren una asociación positiva entre la educación superior y la felicidad auto-declarada, incluso entre países con niveles básicos de felicidad muy diferentes, lo que confirma la hipótesis 7. La brecha más amplia relacionada con la educación aparece en Grecia, donde la felicidad general es la más baja. Estos resultados refuerzan el patrón más amplio que vincula el nivel educativo y el bienestar general.

En los tres países, las personas con estudios superiores suelen declarar interacciones sociales más frecuentes. Los valores más altos (6= varias veces a la semana, y 7= cada día) tienden a ser más frecuentes entre los encuestados con estudios superiores, sobre todo en España y Finlandia.

6. Interacción social con amigos, familiares y compañeros

El cuadro n.º A13 (anexo) muestra las probabilidades condicionales de la variable *sclmeet*, que recoge la frecuencia de las interacciones sociales con amigos, familiares o colegas. Los datos se desglosan por país (*cntry*) y nivel educativo (*eisced2*).

Los resultados sugieren que la relación entre la educación y la frecuencia de las interacciones sociales varía de un país a otro y no siempre es lineal o coherente.

En España y Finlandia, los individuos sin estudios superiores declaran interacciones diarias más frecuentes: la probabilidad de interactuar socialmente “todos los días” (*sclmeet*=7) es de 0,22 frente a 0,17 para los que tienen estudios superiores en España, y de 0,11 frente a 0,06 en Finlandia. Sin embargo, esta diferencia casi desaparece cuando se consideran los valores combinados de “varias veces a la semana” y “a diario” (valores 6 y 7), con 0,54 para ambos grupos en España, y 0,42 para los de educación superior frente a 0,40 para los de educación no superior en Finlandia.

España es el país con el nivel más alto de interacción social regular (definida como al menos una vez a la semana, *esclmeet*= 5 a 7), con una probabilidad de 0,74 para los individuos con educación superior y de 0,71 para los que no la tienen. Por el

contrario, en Grecia, estas probabilidades disminuyen a 0,51 para los individuos con estudios superiores y a 0,38 para los que no los tienen. Finlandia, se mantiene en el medio con una probabilidad de 0,62 para ambos grupos.

Estos resultados indican que la educación no es un predictor fuerte o consistente de la frecuencia de interacción social, a diferencia de otros indicadores de bienestar como la renta, la salud o la felicidad. Sin embargo, cuando se consideran frecuencias de interacción de moderadas a altas (de “una vez a la semana” a “a diario”), las personas con estudios superiores tienden a mantener contactos sociales con mayor regularidad. Al mismo tiempo, hay grupos de personas con menor nivel educativo en España y Finlandia que declaran interacciones diarias más frecuentes, lo que podría reflejar una mayor dependencia de las redes sociales informales. La hipótesis 8 se confirma parcialmente, ya que la asociación entre educación e interacción social existe, pero varía entre países y es menos sólida que en otras dimensiones del bienestar. Las diferencias entre países también pueden apuntar al papel de los factores culturales y contextuales en la configuración de las pautas de interacción social.

VI. CONCLUSIONES

Esta investigación analiza la influencia del nivel educativo en diversas dimensiones de la vida de los ciudadanos de Europa. Para tener en cuenta la diversidad cultural de Europa, centramos nuestro análisis en tres países con características culturales muy diferenciadas: España, Finlandia y Grecia. Según el Informe sobre la *Felicidad en el Mundo 2025* (Helliwell et al., 2025) Finlandia ocupa el primer lugar en el índice de evaluación de la vida (media de tres años) con una puntuación de 7,736, seguida de España en el puesto 38 (6,466) y Grecia en el 81 (5,776).

Utilizamos datos de la Ronda 11 (2023/2024) de la *Encuesta social europea* para explorar empíricamente cómo el nivel educativo puede influir en el bienestar y la calidad de vida de los individuos. La ESS es una encuesta transnacional de carácter académico que se lleva a cabo en toda Europa desde

su creación en 2001. Cada dos años se realizan entrevistas presenciales con muestras transversales seleccionadas recientemente. Su rigurosa metodología y su larga dedicación a la excelencia garantizan la solidez y comparabilidad de los datos recogidos.

Las variables seleccionadas para nuestro modelo cubren un amplio abanico de dimensiones relevantes para entender la relación entre la educación y la vida de los individuos. Concretamente, se componen de variables sociodemográficas (país de residencia, sexo, actividad profesional principal, nivel de ingresos del hogar y percepción de ingresos adecuados), comportamientos digitales (uso diario de Internet), indicadores de bienestar subjetivo (felicidad autodeclarada y frecuencia de las interacciones sociales) y variables relacionadas con la salud (estado de salud autoevaluado y limitaciones en las actividades cotidianas debidas a problemas de salud de larga duración). La variable de salida principal, nivel de educación, es dicotómica e indica si el encuestado tiene estudios superiores o no.

Empleamos una *red bayesiana ingenua aumentada de árbol (TAN)*, un método de aprendizaje automático que no solamente predice el nivel educativo en función de otras variables relevantes, sino que también proporciona una representación detallada de la estructura de la red mediante probabilidades condicionales. Esto permite la identificación de relaciones y dependencias entre variables, ofreciendo tanto poder predictivo como interpretabilidad, y apoyando la hipótesis 1. Con una precisión de clasificación del 71,09 por 100 (y una tasa de error del 28,91 por 100), el modelo funciona sólidamente en la predicción del nivel educativo y en la revelación de patrones significativos a través de las dimensiones de la vida.

Nuestros resultados describen relaciones causales directas e indirectas entre variables, contribuyendo a explicar cómo influye el nivel educativo en diversas dimensiones de la vida de los ciudadanos europeos, como la geografía, la situación económica, la participación social y la felicidad, la inclusión digital y el bienestar general, así como las interrelaciones entre estas variables en sí. La educación superior se asocia no solamente con mejores percepciones subjetivas de bienestar económico, sino también con mayores niveles objetivos de ingresos.

En España, la probabilidad de declarar “vivir cómodamente” es de 0,56 para los individuos con estudios superiores, frente a 0,34 para los que no los tienen. Se observan diferencias similares en Finlandia (0,41 frente a 0,22) y Grecia (0,15 frente a 0,06). Estos resultados son coherentes con la distribución de los ingresos, ya que las personas sin estudios superiores tienen menos probabilidades de pertenecer a los deciles de ingresos más altos. La asociación es más fuerte en Finlandia, mientras que en Grecia, incluso las personas con estudios superiores presentan un acceso limitado a los tramos más altos de renta, una situación agravada por los elevados niveles de no respuesta en esta variable, que podrían estar ocultando desigualdades más profundas. Estos resultados confirman la hipótesis 2, que postula una asociación positiva entre el nivel de estudios y el bienestar económico percibido y real.

En el ámbito de la salud, la hipótesis 3 también se ve corroborada. La educación superior se asocia a una mejor percepción de la salud y a menos limitaciones en las actividades cotidianas. En Grecia, la probabilidad de tener una salud “muy buena” o “buena” es de 0,93 para los encuestados con estudios superiores, frente a 0,77 para los que no los tienen. Se observan diferencias similares en Finlandia (0,72 frente a 0,54) y España (0,69 frente a 0,58). Además, entre las personas que declaran tener una salud “muy mala”, la probabilidad de experimentar limitaciones graves de la actividad es de 0,87 para las que no tienen estudios superiores, frente a 0,83 para las que sí los tienen. Estos resultados sugieren que la educación desempeña un papel protector en el bienestar general, mejorando tanto la percepción de la salud como la autonomía funcional.

Se confirman las hipótesis 4 y 5, que ponen de relieve el papel interrelacionado de la educación en la participación en el mercado laboral y el compromiso digital. Las personas con estudios superiores tienen más probabilidades de mantener un empleo aunque su salud empeore. Por ejemplo, entre las personas con “buena” salud, la probabilidad de tener un empleo es de 0,53 para las personas con estudios superiores, frente a 0,26 para las que no los tienen. Con una salud “mala”, estas cifras descienden aún más hasta el 0,34 y el 0,14, respectivamente.

Al mismo tiempo, la educación superior está fuertemente asociada con un uso más frecuente y sostenido de Internet: entre los que tienen un trabajo remunerado, la probabilidad de pasar entre 288 y 864 minutos diarios en línea es de 0,39 para los individuos con educación superior, frente a 0,26 para los que no la tienen. Los estudiantes, sobre todo los de enseñanza superior, también son usuarios intensivos de Internet, con una probabilidad de 0,61 de estar entre 288 y 864 minutos, lo que sugiere que el compromiso digital ya está integrado en sus rutinas diarias. Estos efectos son especialmente relevantes en un contexto de envejecimiento y deterioro de la salud, en el que la educación parece amortiguar la retirada tanto del empleo como de la vida digital. De este modo, el nivel educativo no solamente favorece la continuidad de la actividad económica, sino que también promueve la inclusión digital, reforzando su función protectora en múltiples dimensiones de la participación social.

Esta dinámica también se refleja en los patrones de participación de género en el mercado laboral. Los resultados apoyan la hipótesis 6, que muestra que el nivel de estudios contribuye a reducir las diferencias entre hombres y mujeres en las distintas actividades profesionales. La probabilidad de que una mujer tenga un trabajo remunerado aumenta de 0,40 entre las que no tienen estudios superiores a 0,53 entre las que sí los tienen, lo que sugiere que la educación facilita el acceso de las mujeres al empleo. Una tendencia similar aparece en la propia categoría de educación, donde las mujeres están más representadas, sobre todo en la educación superior, con una probabilidad de 0,64. Sin embargo, persisten los desequilibrios de género en las funciones de cuidados no remunerados, como las tareas domésticas, donde la probabilidad de ser mujer alcanza el 0,96 entre las personas sin estudios superiores. Estos resultados refuerzan la idea de que la enseñanza superior desempeña un papel central en la mejora de la igualdad de acceso, la reducción de la exclusión social y el fomento de la participación en ámbitos tradicionalmente afectados por desigualdades estructurales.

Se confirma la hipótesis 7 y se apoya parcialmente la hipótesis 8. La educación se asocia positivamente

con una mayor felicidad autodeclarada en los tres países. En Finlandia, la probabilidad de declarar altos niveles de felicidad es de 0,82 para los que tienen estudios superiores, frente a 0,74 para los que no los tienen. En Grecia, donde los niveles generales de felicidad son más bajos, la diferencia también es mayor (0,45 frente a 0,33). En cuanto a las interacciones sociales, el patrón es menos uniforme, pero los individuos con estudios superiores tienden a entablar contactos regulares con más frecuencia (por ejemplo, en España, la probabilidad es de 0,74 para los que tienen estudios superiores frente a 0,71 para los que no los tienen). Las diferencias entre países sugieren que los factores culturales y contextuales también influyen en las pautas de interacción social, lo que indica que la educación no es un factor predictivo fuerte o consistente de la frecuencia de las interacciones sociales, a diferencia de otros indicadores de bienestar, como los ingresos, la salud o la felicidad. Al mismo tiempo, en España y Finlandia, hay grupos de individuos sin estudios superiores que declaran interacciones diarias más frecuentes, lo que posiblemente refleja una mayor dependencia de las redes sociales informales.

Estas ideas son de gran relevancia para las Administraciones públicas que pretendan diseñar intervenciones políticas con impacto. La mejora del acceso a la educación superior y de su calidad puede producir efectos indirectos positivos en los ingresos, la salud, el empleo, la igualdad de género y la inclusión digital, incluso en países con condiciones culturales y socioeconómicas diversas.

VII. LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Este estudio se basa en un análisis transversal que utiliza datos de una única ronda de la *Encuesta social europea (ESS 2023/24)* y se centra únicamente en tres países europeos: España, Finlandia y Grecia, con perfiles culturales y socioeconómicos distintos. Aunque esta selección permite realizar comparaciones ilustrativas entre países, las conclusiones no pueden generalizarse a toda Europa. Futuras investigaciones deberían ampliar el alcance del análisis incorporando una gama más amplia de países y aplicando métodos longitudinales para

observar cómo evoluciona con el tiempo la influencia del nivel educativo en el bienestar.

Esto permitiría comprender mejor la dinámica causal y los cambios temporales, así como el impacto de las intervenciones políticas a escala nacional y europea.

BIBLIOGRAFÍA

- Aalders, I. (2008). Modeling land-use decision behavior with Bayesian belief networks. *Ecology and Society*, 13(1).
- Agasisti, T., Arvisati, F., Borgonovi, F. y Longobardi, S. (2021). What School Factors are Associated with the Success of Socio-Economically Disadvantaged Students? An Empirical Investigation Using PISA Data. *Social Indicators Research*, 157(2), 749–781. <https://doi.org/10.1007/s11205-021-02668-w>
- Akerlof, G. A. y Kranton, R. E. (2002). Identity and schooling: Some lessons for the economics of education. *Journal of Economic Literature*, 40(4), 1167–1201. <https://doi.org/10.1257/40.4.1167>
- Araki, S. (2022). Does Education Make People Happy? Spotlighting the Overlooked Societal Condition. *Journal of Happiness Studies*, 23, 2. Netherlands: Springer. <https://doi.org/10.1007/s10902-021-00416-y>
- Bailey, R. (2009). Well-being, happiness and education. *British Journal of Sociology of Education*, 30(6), 795–802. <https://doi.org/10.1080/01425690903236613>
- Ballestar, M. T., Freire-Rubio, M. T. y Ortigosa-Blanch, A. (2023). Tutoring and Its Effects on Academic Achievement: A Policy Evaluation with Machine Learning Methods. En *Addressing Inequities in Modern Educational Assessment: Bridging the Gap*, pp. 53-70. Springer International Publishing.
- Ballestar, M. T., García-Lázaro, A., Sainz, J., Sanz, I., García-Lázaro, A., Sainz, J. y Sanz, I. (2022). Why is your company not robotic? The technology and human capital needed by firms to become robotic. *Journal of Business Research*, 142, 328–343. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.12.061>
- Ballestar, M. T. M. T., Sainz, J. y Sanz, I. (2022). An economic evaluation of educational interventions in the LOMLOE: Proposals for improvement with Artificial Intelligence. *Revista Española de Pedagogía*, 80(281), 133–154. <https://doi.org/10.22550/REP80-1-2022-09>
- Becker, G. S. (1964). *Human capital*. National Bureau of Economic Research.
- Bielza, C. y Larrañaga, P. (2014). Bayesian networks in neuroscience: a survey. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 8(OCT), 131. <https://doi.org/10.3389/fncom.2014.00131>
- Borgonovi, F. y Pál, J. (2016). A framework for the analysis of student well-being in the PISA 2015 study: Being 15 in 2015.
- Borgonovi, F. y Pokropek, A. (2025). Young people's social mobility expectations in an unequal world. *Science*. <https://doi.org/10.1126/science.adt1842>
- Brown, C. y Shay, M. (2021). From resilience to wellbeing: Identity-building as an alternative framework for schools' role in promoting children's mental health. *Review of Education*, 9(2), 599–634. <https://doi.org/10.1002/rev3.3264>
- Buttler, D. (2022). Employment Status and Well-Being Among Young Individuals. Why Do We Observe Cross-Country Differences? *Social Indicators Research*, 164(1), 409–437. <https://doi.org/10.1007/s11205-022-02953-2>
- Chen, S. H. y Pollino, C. A. (2012). Good practice in Bayesian network modelling. *Environmental Modelling y Software*, 37, 134–145.
- Chen, X.-W., Anantha, G. y Lin, X. (2008). Improving Bayesian network structure learning with mutual information-based node ordering in the K2 algorithm. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 20(5), 628–640.
- Cheon, S.-P., Kim, S., Lee, S.-Y. y Lee, C.-B. (2009). Bayesian networks based rare event prediction with sensor data. *Knowledge-Based Systems*, 22(5), 336–343.
- Coenen, J., Borghans, L. y Diris, R. (2021). Personality traits, preferences and educational choices: A focus on STEM. *Journal of Economic Psychology*, 84, 167–4870. <https://doi.org/10.17632/vt5v7c27kw.1>
- Dželihodžić, A., Đonko, D. y Jonko, D. (2016). Comparison of ensemble classification techniques and single classifiers performance for customer credit assessment. *Modeling of Artificial Intelligence*, 3, 140–150.

- Elsalamony, H. A. (2014). Bank direct marketing analysis of data mining techniques. *International Journal of Computer Applications*, 85(7).
- ESS ERIC (2025). *European Social Survey*. <https://www.europeansocialsurvey.org/about-ess>
- Farmani, R., Henriksen, H. J., Savic, D. y Butler, D. (2012). An evolutionary Bayesian belief network methodology for participatory decision making under uncertainty: An application to groundwater management. *Integrated Environmental Assessment and Management*, 8(3), 456–461.
- Fenton, N. y Neil, M. (2014). Decision support software for probabilistic risk assessment using Bayesian networks. *IEEE Software*.
- Firth, J. A., Hellewell, J., Klepac, P., Kissler, S., Kucharski, A. J. y Spurgin, L. G. (2020). Using a real-world network to model localized COVID-19 control strategies. *Nature Medicine*, 26(10), 1616–1622.
- Fitzek, F. H. P., Granelli, F. y Seeling, P. (2020). *Computing in communication networks: from theory to practice*. Academic Press. <https://worldhappiness.report/ed/2025/>
- Frey, B. S. y Stutzer, A. (2002). What can economists learn from happiness research? *Journal of Economic Literature*, 40(2), 402–435. <https://doi.org/10.1257/jel.40.2.402>
- Hanea, D., Hanea, A., Ale, B., Sillem, S., Lin, P. H., Van Gulijk, C. y Hudson, P. (2012). *Using dynamic Bayesian networks to implement feedback in a management risk model for the oil industry*. 11th International Probabilistic Safety Assessment and Management Conference and the Annual European Safety and Reliability Conference 2012.
- Harmon, C., Oosterbeek, H. y Walker, I. (2003). The returns to education: Microeconomics. *Journal of Economic Surveys*, 17(2), 115–156. <https://doi.org/10.1111/1467-6419.00191>
- Helliwell, J. F., Layard, R., Sachs, J. D., De Neve, J.-E., Aknin, L. B. y Wang, S. (2025). *World Happiness Report 2025*. Wellbeing Research Centre, University of Oxford. <https://worldhappiness.report/ed/2025/>
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S. y Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (Vol. 398). John Wiley y Sons.
- Jensen, H. L. (1992). Using neural networks for credit scoring. *Managerial Finance*.
- Koski, T. y Noble, J. (2011). *Bayesian networks: an introduction* (Vol. 924). John Wiley y Sons.
- Kristoffersen, I. (2018). Great expectations: Education and subjective wellbeing. *Journal of Economic Psychology*, 66(March), 64–78. <https://doi.org/10.1016/j.joep.2018.04.005>
- Landuyt, D., Broekx, S., D'hondt, R., Engelen, G., Aertsens, J. y Goethals, P. L. M. (2013). A review of Bayesian belief networks in ecosystem service modelling. *Environmental Modelling y Software*, 46, 1–11.
- Marcot, B. G. y Penman, T. D. (2019). Advances in Bayesian network modelling: Integration of modelling technologies. *Environmental Modelling y Software*, 111, 386–393.
- Marquez, J. y Main, G. (2021). Can Schools and Education Policy Make Children Happier? A Comparative Study in 33 Countries. *Child Indicators Research*, 14(1), 283–339. <https://doi.org/10.1007/s12187-020-09758-0>
- Michalos, A. C. (2005). Multiple Discrepancies Theory (MDT). En A. C. Michalos (Ed.), *Citation Classics from Social Indicators Research: The Most Cited Articles Edited and Introduced by Alex C. Michalos*, pp. 305–371. Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/1-4020-3742-2_13
- Michalos, A. C. (2008). Education, happiness and wellbeing. *Social Indicators Research*, 87(3), 347–366. <https://doi.org/10.1007/s11205-007-9144-0>
- Neff, K. (2003). Self-compassion: An alternative conceptualization of a healthy attitude toward oneself. *Self and Identity*, 2(2), 85–101.
- OCDE (2024). *The PISA happy life dashboard: visualising key indicators on student well-being from the PISA survey*. [https://one.oecd.org/document/EDU/PISA/GB\(2024\)1/en/pdf](https://one.oecd.org/document/EDU/PISA/GB(2024)1/en/pdf)
- Powdthavee, N., Lekfuangfu, W. N. y Wooden, M. (2015). What's the good of education on our overall quality of life? A simultaneous equation model of education and life satisfaction for Australia. *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 54, 10–21. <https://doi.org/10.1016/j.jsocec.2014.11.002>
- Schuck, B. y Steiber, N. (2018). Does Intergenerational Educational Mobility Shape the Well-Being of Young Europeans? Evidence from the European Social Survey. *Social Indicators Research*, 139(3), 1237–1255. <https://doi.org/10.1007/s11205-017-1753-7>
- Seligman, M. E. P., Ernst, R. M., Gillham, J., Reivich, K. y Linkins, M. (2009). Positive education: Positive psychology and classroom interventions. *Oxford Review of Education*, 35(3), 293–311. <https://doi.org/10.1080/03054980902934563>

- Sen, A. (1999).** *Development as freedom*. Oxford University Press.
- Shastri, B. J., Tait, A. N., de Lima, T. F., Nahmias, M. A., Peng, H.-T. y Prucnal, P. R. (2017).** Principles of neuromorphic photonics. *ArXiv Preprint ArXiv:1801.00016*.
- Shi, H. y Li, K. (2006).** Comparison of Two Learning Methods of the Tree Augmented Naïve Bayesian Network Classifier 2006. *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 1054–1059.
- Shi, H.-B. y Huang, H.-K. (2002).** Learning tree-augmented naïve Bayesian network by reduced space requirements. *Proceedings. International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 3, 1232–1236.
- Tan, J. J. X., Kraus, M. W., Carpenter, N. C. y Adler, N. E. (2020).** The Association Between Objective and Subjective Socioeconomic Status and Subjective Well-Being: A Meta-Analytic Review. *Psychological Bulletin*, 146(11), 970–1020. <https://doi.org/10.1037/bul0000258>
- Vanderweele, T. J. (2017).** On the promotion of human flourishing. In *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, (Vol. 114, Issue 31, pp. 8148–8156) National Academy of Sciences. <https://doi.org/10.1073/pnas.1702996114>
- Yin, L., Ge, Y., Xiao, K., Wang, X. y Quan, X. (2013).** Feature selection for high-dimensional imbalanced data. *Neurocomputing*, 105, 3–11.

ANEXO

CUADRO N.º A1
DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES UTILIZADAS EN LA RED BAYESIANA

Variables de entrada	Descripción	Valores
cntry	Variable categórica. País de residencia del encuestado	Valor ES: 1.844 (29,9%) Valor FI: 1.563 (25,36%) Valor GR: 2.757 (44,73%)
mnactic	Variable categórica. Actividad profesional principal durante los últimos siete días	Valor 0 - No lo sé / Prefiero no decirlo: 11 (0,18%) Valor 1 - Trabajo remunerado: 3.304 (53,60%) Valor 2 - Educación: 452 (7,33%) Valor 3 - Desempleado, busca trabajo: 212 (3,44%) Valor 4 - Desempleado que no busca trabajo: 104 (1,69%) Valor 5 - Enfermo o discapacitado permanente 73 (1,18%) Valor 6 - Jubilado: 1.454 (23,59%) Valor 7 - Servicio comunitario o militar: 6 (0,10%) Valor 8 - Tareas domésticas; cuidado de niños, otros: 517 (8,39%) Valor 9 - Otros: 31 (0,50%)
hinctnta	Variable categórica ordinal. Renta neta total del hogar después de impuestos y deducciones obligatorias, agrupada por deciles de renta (1 = renta más baja, 10 = renta más alta)	1er decil: 195 (3,16%) 2º decil: 364 (5,91%) 3er decil: 444 (7,20%) 4º decil: 580 (9,41%) 5º decil: 572 (9,28%) 6º decil: 569 (9,23%) 7º decil: 573 (9,30%) 8º decil: 553 (8,97%) 9º decil: 338 (5,48%) 10º decil: 305 (4,95%) No sabe / Prefiere no decir: 1.671 (27,11%)
hincfel	Variable categórica ordinal. Percepción de que los ingresos actuales del hogar son adecuados, desde "vivir cómodamente" hasta "muy difícil con los ingresos actuales"	Valor 0 - No lo sé / Prefiero no decirlo: 45 (0,73%) Valor 1 - Vivir cómodamente con los ingresos actuales: 1.495 (24,25%) Valor 2 - Hacer frente a los ingresos actuales: 2.852 (46,27%) Valor 3 - Difícil con los ingresos actuales: 1.450 (23,52%) Valor 4 - Muy difícil con los ingresos actuales 322 (5,22%)
netustm	Uso diario de Internet (en minutos) en un día normal	Número de registros: 6.164 Media: 196 Mínimo: 0 Máximo: 1.440
gnr	Variable categórica. Sexo	Valor 1 - Hombre: 2.884 (46,78%) Valor 2 - Mujer: 3.280 (53,21%)
happy	Variable categórica ordinal. Nivel de felicidad autodeclarado en una escala de 11 puntos que va de 0 (extremadamente infeliz) a 10 (extremadamente feliz)	Valor 0 - Muy descontentos: 9 (0,15%) Valor 1: 18 (0,29%) Valor 2 : 47 (0,76%) Valor 3: 127 (2,06%) Valor 4: 166 (2,69%) Valor 5 : 466 (7,56%) Valor 6: 609 (9,88%) Valor 7: 1.295 (21,01%) Valor 8: 1.854 (30,08%) Valor 9: 1.076 (17,46%) Valor 10: Extremadamente feliz 486 (7,88%) Valor 11- No sabe / Prefiere no decir: 11 (0,18%)

CUADRO N.º A1 (continuación)

DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES UTILIZADAS EN LA RED BAYESIANA

Variables de entrada	Descripción	Valores
sclmeet	Variable categórica ordinal. Frecuencia de las interacciones sociales con amigos, parientes o colegas	Valor 0 - No lo sé / Prefiero no decirlo: 8 (0,13%) Valor 1 - Nunca: 117 (1,90%) Valor 2 - Menos de una vez al mes: 684 (11,10%) Valor 3 - Una vez al mes: 659 (10,69%) Valor 4 - Varias veces al mes: 1.252 (20,31%) Valor 5 - Una vez a la semana: 1.208 (19,60%) Valor 6 - Varias veces a la semana: 1.598 (25,92%) Valor 7 - Todos los días: 638 (10,35%)
health	Variable categórica ordinal. Estado de salud autoevaluado, de 1 (muy bueno) a 5 (muy malo)	Valor 0 - No lo sé / Prefiero no decirlo: 5 (0,08%) Valor 1 - Muy bueno: 2.055 (33,34%) Valor 2 - Bueno: 2.377 (38,56%) Valor 3 - Regular: 1.366 (22,16%) Valor 4 - Malo: 315 (5,11%) Valor 5 - Muy malo: 46 (0,75%)
hlthhmp	Variable categórica ordinal. Grado en que las actividades cotidianas se ven limitadas por una enfermedad, discapacidad o problema de salud mental de larga duración	Valor 0 - No lo sé / Prefiero no decirlo: 11 (0,18%) Valor 1 - Sí, mucho: 305 (4,95%) Valor 2 - Sí, en cierta medida: 960 (15,57%) Valor 3 - No: 4.888 (79,30%)
Variables de salida	Descripción	Valores
eisced2	Variable booleana (0 = educación no superior; 1 = educación superior) es una recodificación de la variable <i>eisced</i> original, que distingue a los individuos que han completado la educación superior (universidad o formación profesional superior) de aquellos que no lo han hecho	Valor 0: educación no superior: 3.869 (62,77%) Valor 1: educación superior: 2.295 (37,23%)

CUADRO N.º A2

PRECISIÓN DEL MODELO Y MATRIZ DE CONFUSIÓN DE LA RED BAYESIANA INGENUA AUMENTADA DE ÁRBOL (TAN)

Muestra	PRECISIÓN DEL MODELO			
	Tamaño de la muestra	Porcentaje Correcto	AUC	GINI
Muestra total	6.164	71,09	0,787	0,573
Submuestra				
Entrenamiento	5.266	71,90	0,797	0,595
Comprobación	1.252	70,29	0,758	0,516
Validación	623	71,87	0,749	0,497

CUADRO N.º A2 (continuación)
PRECISIÓN DEL MODELO Y MATRIZ DE CONFUSIÓN DE LA RED BAYESIANA INGENUA AUMENTADA DE ÁRBOL (TAN)

MATRIZ DE CONFUSIÓN					
Muestra	Observado	Predicción. Tamaño de la muestra		Porcentaje	
		0	1	0	1
Muestra total	0	2.724	1.145	70,41	29,59
	1	637	1.658	27,76	72,24
Submuestra					
Entrenamiento	0	1.909	790	70,73	29,27
	1	693	1.885	26,88	73,12
Comprobación	0	550	235	70,06	29,94
	1	137	330	29,34	70,66
Validación	0	1.909	790	70,73	29,27
	1	682	1.851	26,92	73,08

Nota: * Sobremuestreo para equilibrar la muestra.

CUADRO N.º A3
PROBABILIDADES CONDICIONALES
DE EISCED2
(nivel educativo; 0 = educación no superior, 1 = educación superior)

Probabilidades condicionales de eisced2	
Probabilidad	
1	0
0,37	0,63

CUADRO N.º A4
PROBABILIDADES CONDICIONALES DE CNTRY
(país de residencia), por eisced2 (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

Probabilidades condicionales de cntry			
Padres		Probabilidad	
eisced2	ES	FI	GR
1	0,31	0,44	0,25
0	0,35	0,27	0,39

Nota: Las probabilidades se basan en tamaños de muestra iguales en todos los países para garantizar la comparabilidad.

CUADRO N.º A5
PROBABILIDADES CONDICIONALES DE HINCFEL
(adecuación de los ingresos del hogar; 0 = no aplicable, 1 = vivir cómodamente, ..., 4 = muy difícil con los ingresos actuales), por cntry (país) y eisced2 (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

Probabilidades condicionales de hincfel						
Padres		Probabilidad				
cntry	eisced2	0	1	2	3	4
ES	1	0,00	0,56	0,34	0,10	0,01
ES	0	0,00	0,34	0,43	0,18	0,04
FI	1	0,00	0,41	0,49	0,09	0,01
FI	0	0,01	0,22	0,62	0,14	0,02
GR	1	0,01	0,15	0,55	0,25	0,05
GR	0	0,01	0,06	0,41	0,41	0,10

CUADRO N.º A6

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE HINCTNTA

(decil de ingresos netos del hogar; 0 = no sabe / prefiere no decirlo, 1-10 = deciles de ingresos de menor a mayor), por **cntry** (país) y **eisced2** (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

Padres		Probabilidades condicionales de hinctnta										
cntry	eisced2	Probabilidad										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ES	1	0,11	0,01	0,03	0,06	0,06	0,12	0,10	0,13	0,12	0,11	0,14
ES	0	0,19	0,05	0,13	0,12	0,11	0,10	0,08	0,07	0,07	0,04	0,02
FI	1	0,01	0,03	0,03	0,04	0,07	0,07	0,12	0,15	0,17	0,14	0,17
FI	0	0,10	0,11	0,09	0,09	0,11	0,10	0,11	0,11	0,10	0,04	0,04
GR	1	0,43	0,00	0,02	0,03	0,08	0,08	0,08	0,09	0,12	0,06	0,01
GR	0	0,50	0,00	0,04	0,06	0,10	0,09	0,08	0,06	0,05	0,01	0,00

CUADRO N.º A7

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE HEALTH

(estado de salud; 0 = no aplicable, 1 = muy bueno, ..., 5 = muy malo), por **cntry** (país) y **eisced2** (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

Padres		Probabilidades condicionales de health					
cntry	eisced2	Probabilidad					
		0	1	2	3	4	5
ES	1	0,00	0,26	0,43	0,25	0,06	0,01
ES	0	0,00	0,21	0,37	0,30	0,10	0,02
FI	1	0,00	0,20	0,52	0,23	0,04	0,01
FI	0	0,00	0,15	0,39	0,39	0,06	0,01
GR	1	0,00	0,64	0,29	0,05	0,01	0,00
GR	0	0,00	0,43	0,34	0,19	0,04	0,00

CUADRO N.º A8

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE HLTHHMP

(grado en que las actividades diarias están limitadas por una enfermedad, discapacidad o problema de salud mental de larga duración; 0 = no aplicable, 1 = sí, en gran medida, 2 = sí, en cierta medida, 3 = no), por **health** (estado de salud autoevaluado) y **eisced2** (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

health		Probabilidades condicionales de hlthhmp			
health	eisced2	Probabilidad			
		0	1	2	3
0	0	0,75	0,00	0,00	0,25
1	1	0,00	0,01	0,01	0,98
1	0	0,00	0,00	0,02	0,98
2	1	0,00	0,01	0,12	0,87
2	0	0,00	0,01	0,10	0,89
3	1	0,00	0,05	0,41	0,54
3	0	0,00	0,07	0,40	0,53
4	1	0,00	0,40	0,46	0,14
4	0	0,00	0,47	0,35	0,19
5	1	0,00	0,83	0,17	0,00
5	0	0,00	0,87	0,04	0,09

CUADRO N.º A9

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE *mnactic*

Probabilidades condicionales de *mnactic* (actividad profesional principal durante los últimos siete días; 0 = no sabe / prefiere no decirlo, 1 = remunerada trabajo, ..., 9 = otros), por *health* (estado de salud autoevaluado) y *eisced2* (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

Probabilidades condicionales de <i>mnactic</i>											
Padres		Probabilidad									
<i>health</i>	<i>eisced2</i>	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	0	0,00	0,50	0,00	0,00	0,00	0,00	0,50	0,00	0,00	0,00
1	1	0,00	0,86	0,03	0,02	0,01	0,00	0,05	0,00	0,03	0,00
1	0	0,00	0,56	0,19	0,04	0,02	0,00	0,08	0,00	0,10	0,01
2	1	0,00	0,73	0,02	0,02	0,00	0,00	0,20	0,00	0,02	0,00
2	0	0,00	0,48	0,10	0,05	0,03	0,00	0,23	0,00	0,11	0,00
3	1	0,00	0,53	0,03	0,02	0,01	0,01	0,36	0,00	0,03	0,00
3	0	0,00	0,26	0,04	0,03	0,02	0,02	0,47	0,00	0,15	0,01
4	1	0,02	0,34	0,03	0,09	0,00	0,08	0,39	0,00	0,03	0,00
4	0	0,01	0,14	0,02	0,02	0,01	0,09	0,56	0,00	0,14	0,01
5	1	0,00	0,33	0,00	0,00	0,00	0,17	0,42	0,00	0,08	0,00
5	0	0,00	0,09	0,04	0,04	0,00	0,09	0,65	0,00	0,04	0,04

CUADRO N.º A10

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE *netustm*

Probabilidades condicionales de *netustm* (tiempo de uso de Internet en minutos al día), por *mnactic* (actividad profesional principal durante los últimos siete días) y *eisced2* (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

Probabilidades condicionales de <i>netustm</i>						
Padres		Probabilidad				
<i>mnactic</i>	<i>eisced2</i>	<= 288	288 ~ 576	576 ~ 864	864 ~ 1,152	> 1,152
0	1	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
0	0	0,40	0,40	0,20	0,00	0,00
1	1	0,60	0,26	0,13	0,01	0,00
1	0	0,73	0,21	0,05	0,00	0,00
2	1	0,39	0,46	0,15	0,00	0,00
2	0	0,42	0,46	0,10	0,02	0,00
3	1	0,65	0,32	0,03	0,00	0,00
3	0	0,62	0,27	0,09	0,01	0,01
4	1	0,53	0,26	0,21	0,00	0,00
4	0	0,69	0,22	0,06	0,03	0,00
5	1	0,53	0,27	0,07	0,13	0,00
5	0	0,84	0,11	0,05	0,00	0,00
6	1	0,95	0,04	0,01	0,00	0,00
6	0	0,97	0,03	0,00	0,00	0,00
7	1	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
7	0	0,67	0,33	0,00	0,00	0,00
8	1	0,88	0,10	0,01	0,00	0,00
8	0	0,92	0,07	0,01	0,00	0,00
9	1	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
9	0	0,71	0,29	0,00	0,00	0,00

CUADRO N.º A11

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE GNDR

Probabilidades condicionales de **gndr** (género; 1 = masculino, 2 = femenino), por **mnactic** (principal actividad profesional durante los últimos siete días) y **eiscsed2** (nivel educativo; 1 = superior educación superior, 0 = educación no superior)

Probabilidades condicionales de gndr			
Padres		Probabilidad	
mnactiv	eiscsed2	0	1
0	1	0,50	0,50
0	0	0,60	0,40
1	1	0,53	0,47
1	0	0,40	0,60
2	1	0,64	0,36
2	0	0,55	0,45
3	1	0,75	0,25
3	0	0,59	0,41
4	1	0,63	0,37
4	0	0,66	0,34
5	1	0,47	0,53
5	0	0,32	0,68
6	1	0,49	0,51
6	0	0,51	0,49
7	1	0,00	1,00
7	0	0,00	1,00
8	1	0,91	0,09
8	0	0,96	0,04
9	1	0,29	0,71
9	0	0,59	0,41

CUADRO N.º A12

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE HAPPY

Probabilidades condicionales de **happy** (felicidad autodeclarada; 0 = extremadamente infeliz, 1-10 = niveles crecientes de felicidad, 11 = no sabe / prefiere no decirlo), por **cntry** (país) y **eiscsed2** (nivel educativo; 1 = educación superior, 0 = educación no superior)

Probabilidades condicionales de happy													
Padres		Probabilidad											
cntry	eiscsed2	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ES	1	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,05	0,04	0,21	0,32	0,25	0,12	0,00
ES	0	0,00	0,00	0,01	0,01	0,02	0,05	0,09	0,18	0,28	0,17	0,19	0,00
FI	1	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,01	0,02	0,13	0,34	0,39	0,09	0,00
FI	0	0,00	0,00	0,00	0,01	0,03	0,03	0,05	0,14	0,33	0,29	0,12	0,00
GR	1	0,00	0,00	0,01	0,02	0,02	0,10	0,12	0,27	0,36	0,08	0,01	0,00
GR	0	0,00	0,01	0,01	0,04	0,05	0,13	0,17	0,26	0,24	0,08	0,01	0,00

CUADRO N.º A13

PROBABILIDADES CONDICIONALES DE SCLMEET

Probabilidades condicionales de **sclmeet** (frecuencia de las interacciones sociales con amigos, parientes o colegas; 0 = no sabe / prefiere no decirlo, 1 = nunca, ..., 7 = todos los días), por **cntry** (país) y **eiscsed2** (nivel educativo; 1 = superior, 0 = educación no superior)

Probabilidades condicionales de sclmeet									
Padres		Probabilidad							
cntry	eiscsed2	0	1	2	3	4	5	6	7
ES	1	0,00	0,01	0,04	0,07	0,16	0,20	0,37	0,17
ES	0	0,00	0,01	0,05	0,07	0,17	0,17	0,32	0,22
FI	1	0,00	0,00	0,05	0,12	0,21	0,20	0,36	0,06
FI	0	0,00	0,00	0,08	0,09	0,19	0,22	0,29	0,11
GR	1	0,00	0,01	0,08	0,12	0,27	0,26	0,18	0,07
GR	0	0,00	0,05	0,22	0,14	0,21	0,16	0,17	0,05