Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales ICADE

Trabajo de Fin de Grado de Business Analytics

Indicador compuesto sobre la medición de la preparación para la adaptación a los cambios tecnológicos: España en el contexto europeo

Autor: Macarena Flórez Montes
Director: Pablo Calvo Báscones

MADRID | Junio 2026

RESUMEN

El presente Trabajo de Fin de Grado tiene como objetivo desarrollar un indicador compuesto capaz de medir el nivel de preparación de distintos países europeos frente a las tendencias tecnológicas que están transformando el mercado laboral. En particular, el estudio se centra en analizar la posición de España dentro del contexto europeo. Para ello, se ha diseñado el Índice de Preparación ante Tendencias Tecnológicas (IPTT) siguiendo un marco de construcción de indicadores compuesto**s** que integra la selección y agrupación de variables, el tratamiento estadístico de los datos, la normalización e imputación de valores, la obtención de ponderaciones mediante Análisis de Componentes Principales (PCA) y la agregación final mediante el enfoque *Budget Allocation Process* y una media geométrica.

Palabras clave: Indicador compuesto, IPTT, Análisis de Componentes Principales (PCA), normalización, imputación, *Budget Allocation Process*, automatización, investigación, desarrollo.

ABSTRACT

This undergraduate thesis aims to develop a composite indicator capable of measuring the level of preparedness of different European countries in response to the technological trends that are transforming the labour market. In particular, the study focuses on analysing Spain's position within the European context. To this end, the Technological Trends Preparedness Index (TTPI) has been designed following a composite indicator construction framework that integrates the selection and grouping of variables, statistical data processing, data normalization and imputation, the derivation of weights through Principal Component Analysis (PCA), and the final aggregation using the Budget Allocation Process approach combined with a geometric mean.

Key Words: Composite index, TTPI, Principal Component Analysis (PCA), normalization, imputation, Budget Allocation Process, automation, research, development.

ÍNDICE

1. Introducción 8
1.1. Contextualización y justificación del tema 8
1.2. Objetivos 9
1.3. Definición de hipótesis de trabajo 10
1.4. Metodología de investigación 10
2. Estado de la cuestión 11
2.1. Transformación tecnológica y cambio en el mercado laboral 11
2.2. Competencias laborales y empleabilidad digital 13
2.3. España frente a Europa: situación actual en digitalización 13
2.4. Indicadores compuestos en el análisis económico y social 15
2.5. Revisión de estudios previos y líneas actuales de investigación 15
3. Análisis práctico 16
3.1. Diseño metodológico del indicador 16
3.2. Tratamiento y preparación de los datos 21
3.3. Construcción del indicador compuesto 28
3.3.1 Análisis de Componentes Principales (PCA) 28
3.3.2 Obtención de pesos y construcción de indicadores dimensionales 30
3.3.3 Construcción del indicador final 34
3.4. Análisis de los resultados 39
3.5. Contraste de hipótesis de trabajo 49
4. Conclusión y recomendaciones 51
4.1. Principales conclusiones del estudio 51
4.2. Implicaciones para las políticas de empleo y formación en España 53
4.3. Recomendaciones estratégicas para la adaptación tecnológica 53
4.4. Limitaciones del estudio y futuras líneas de investigación 55
5. Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado 59
6. Anexos 61
6.1 Fórmulas 61

6.2 Ranking Annual IPTT por año..... 67

ÍNDICE ILUSTRACIONES

Ilustración 1 Población de España en 2026 14
Ilustración 2 Países objeto de estudio..... 22
Ilustración 3 Valores faltantes por dimensión..... 23
Ilustración 4 Matrices de correlaciones por dimensión..... 24
Ilustración 5 Comparación ranking EW vs BAP..... 39
Ilustración 6 Evolución de la Dimensión Empresa por país 40
Ilustración 7 Evolución de la Dimensión Trabajador por país..... 41
Ilustración 8 Evolución de la Dimensión Iniciativas Públicas por país 42
Ilustración 9 Evolución Dimensión Socioeconómica por país 43
Ilustración 10 Evolución IPTT por país..... 44
Ilustración 11 Distribución geográfica del IPTT medio por cuartiles 45
Ilustración 12 Evolución top países con mayor IPTT..... 46
Ilustración 13 Evolución bottom países con menor IPTT..... 47
Ilustración 14 Evolución del IPTT en España..... 48
Ilustración 15 Evolución de las dimensiones del IPTT en España 49
Ilustración 16 Ranking Anual IPTT 67

ÍNDICE TABLAS

Tabla 1 Descripción Variables Base de Datos 17
Tabla 2 Comparativa métodos de imputación 27
Tabla 3 Pesos PCA Dimensión Empresa 32
Tabla 4 Pesos PCA Dimensión Trabajador 32
Tabla 5 Pesos PCA Dimensión Iniciativas Públicas 33
Tabla 6 Pesos PCA Dimensión Socioeconómica 34
Tabla 7 Pesos Equal Weighting 35
Tabla 8 Pesos Budget Allocation Process 37
Tabla 9 Correlaciones entre la versión Equal Weighting y la versión Budget Allocation Process del IPTT 38

1. Introducción

En las últimas décadas el avance de las tecnologías ha transformado el funcionamiento de las economías. La digitalización, automatización y la reciente aparición de la inteligencia artificial están transformando las necesidades de las empresas tanto en las actividades que deben realizar los empleados, como en las competencias requeridas de ellos. Todos estos cambios han generado una preocupación por la capacidad de diversos países para adaptarse a estos avances (OECD, 2024; Borgonovi et al., 2023).

En este contexto, las competencias de los trabajadores se han convertido en un elemento fundamental para garantizar la competitividad económica entre los países. Para ello, analizar el grado de preparación de los países para afrontar estos retos digitales es esencial para poder comprender la situación actual y poder también evaluar el nivel capacitación para abordar retos futuros.

Siguiendo enfoques similares a la creación de indicadores compuestos utilizados en la literatura económica para medir fenómenos complejos, el presente trabajo propone construir un indicador que permita evaluar el nivel de preparación de diversos países para afrontar los cambios tecnológicos que han ocurrido en los últimos años y poder así comparar dichos países. Concretamente, se busca analizar el estado de disposición de España frente a otros países de Europa.

1.1.Contextualización y justificación del tema

El impacto de la transformación digital sobre el empleo ha sido un tema que ha adquirido una notable popularidad en los últimos años. La automatización de las tareas rutinarias, el auge de nuevas tecnologías, la rapidez en la aparición e implementación de éstas y la creciente demanda de nuevas habilidades en el entorno laboral, han creado un desajuste entre las competencias laborales existentes en la fuerza laboral y las requeridas por las empresas (OECD, 2024).

De hecho, según el Índice de Economía y Sociedad Digital, aproximadamente un tercio de los trabajadores europeos y cuatro de cada diez adultos carecen de competencias digitales básicas (European Commission, 2022). Este desajuste resulta particularmente crítico entre la población joven: investigaciones recientes evidencian que el 60% de los jóvenes que no estudian ni trabajan

(NEETs) en la Unión Europea poseen competencias digitales muy bajas (Smoter & Szymczak, 2025).

Los países europeos presentan niveles muy diferentes de desarrollo digital, capital humano e innovación tecnológica, lo que genera desigualdades en su capacidad para adaptarse a las transformaciones derivadas del cambio tecnológico (European Commission, 2024).

España, en particular, se enfrenta a importantes desafíos en este ámbito. Entre ellos destacan la escasez de profesionales con competencias digitales avanzadas, las persistentes dificultades del mercado laboral, reflejadas en unas tasas de desempleo aún elevadas en comparación con otros países europeos, y la necesidad de adaptar el sistema educativo y los programas de formación a las nuevas competencias demandadas por un mercado laboral cada vez más digitalizado (European Commission, 2024; OECD, 2024).

Por todo ello, el uso de un indicador compuesto permite analizar multitud de variables de forma sintética, condensándolas en una única medida comparable. De esta forma, podemos analizar y comparar el estado y realidad de diversos países. Asimismo, el presente estudio contribuye a ofrecer una visión del nivel de preparación de multitud de países para afrontar los cambios tecnológicos experimentados en las últimas décadas.

1.2. Objetivos

Este trabajo tiene como finalidad principal construir un indicador compuesto que sintetice una serie de variables que permita medir y comparar el nivel de adaptación de distintos países europeos a los cambios tecnológicos que están transformando la sociedad, concretamente, el mercado laboral. De la misma forma, se busca analizar el estado de España con respecto al resto de países del estudio. Para alcanzar este objetivo general, se plantean una serie de objetivos específicos.

En primer lugar, realizar una exhaustiva búsqueda de información sobre la realidad actual a través de documentación, trabajos previos y fuentes académicas contrastadas para poder así establecer un marco teórico solido que permita respaldar la investigación. Para ello se han utilizado algunas fuentes como *SI Web of Knowledge*, Google Académico, *Consensus*, *Scispace* o *Emergent Mind*.

También el trabajo busca identificar y seleccionar variables de gran relevancia y relación con la demanda actual de competencias laborales. Asimismo, una vez seleccionadas las variables, se

busca aplicar diferentes técnicas y procedimientos de tratamiento de datos con el fin de garantizar la comparabilidad entre países.

Una vez realizado el correcto análisis de los datos, se podrá construir el indicador compuesto mediante la agregación de las correspondientes variables. De esta forma, se podrá analizar el estado de todos los países objeto de estudio y comparar el nivel de preparación de España con respecto al resto de países.

1.3. Definición de hipótesis de trabajo

El desarrollo del presente estudio surge por el planteamiento de una serie de hipótesis que sirven como guía para el análisis del trabajo:

- H1: Existen diferencias significativas entre los países europeos en cuanto a su nivel de preparación para afrontar los retos tecnológicos actuales y futuros.
- H2: Los países con mayor inversión en investigación y desarrollo, en educación y conocimientos tecnológicos presentan un mayor nivel de preparación.
- H3: España se encuentra en una posición media con respecto a otros países europeos.
- H4: Las variables relacionadas con la digitalización, el empleo y las competencias tecnológicas presentan una alta contribución a la varianza explicada en el análisis de componentes principales.

A través de la proposición de estas hipótesis, se procede a realizar el correspondiente estudio empírico y práctico para obtener conclusiones y respuestas a estas preguntas.

1.4. Metodología de investigación

La metodología que se va a implementar combina un enfoque teórico y un análisis empírico con el objetivo de obtener una visión completa sobre el nivel de preparación actual de los países.

Para ello, el trabajo adopta un enfoque cuantitativo y comparativo basado en la construcción de un indicador compuesto que sintetiza diferentes dimensiones relacionadas con las competencias tecnológicas.

En primer lugar, se realizará una revisión de la literatura para conocer el contexto y la realidad actual, así como estudios realizados previamente sobre el desarrollo tecnológico, la innovación y el nivel de competencias tecnológicas de los diferentes países que van a ser objeto de estudio.

Posteriormente, se procederá a realizar una búsqueda de variables que puedan ser relevantes para la creación del indicador. Una vez seleccionadas las bases de datos, se procederá a realizar el correspondiente análisis y preparación de las variables. Entre estos métodos destaca la normalización de variables, con el fin de hacer comparables los indicadores, la imputación de valores faltantes y un análisis de correlaciones. Éste último, se realiza con el objetivo de examinar las relaciones entre variables, identificar posibles problemas de multicolinealidad y apoyar la justificación del uso de técnicas de reducción de dimensionalidad en la construcción del indicador compuesto.

A continuación, se llevará a cabo la construcción del indicador compuesto. Para ello se aplicará el Análisis de Componentes Principales con el objetivo de asignar los pesos correspondientes a las variables. En primer lugar, se obtendrán los valores correspondientes por dimensiones y posteriormente, se logrará obtener los valores del indicador compuesto. También, para poder obtener el indicador final, se aplicarán métodos de agregación, tanto aritmética ponderada para la agregación de los valores de las dimensiones, como geométrica ponderada para el indicador final.

De esta manera podremos analizar cómo se encuentra España con respecto a otros países, obtener conclusiones relevantes, compararlas con las hipótesis planteadas y extraer posibles recomendaciones para mejoras las deficiencias observadas.

2. Estado de la cuestión

2.1. Transformación tecnológica y cambio en el mercado laboral

La transformación tecnológica impulsada principalmente por la automatización, digitalización y, recientemente, el desarrollo de la inteligencia artificial está generando grandes cambios en aspectos como el mercado laboral. En las últimas décadas han ocurrido multitud de cambios, pero cada vez la intensidad y velocidad de ellos son más elevados. En lo referente al mercado laboral,

estas transformaciones han afectado tanto a la estructura del empleo, como a las competencias que demandan a los trabajadores. (OECD, 2019)

Tradicionalmente, la automatización se asociaba a la sustitución de tareas rutinarias, especialmente en el sector industrial. En la actualidad, la aparición de la inteligencia artificial ha cambiado esta tendencia. En este sentido, tecnologías como e*l machine learning* permiten a sistemas tomar decisiones y operar en entornos no estructurados, incrementando así la capacidad de sustitución en procesos productivos (Lassébie & Quintini, 2022). Asimismo, el desarrollo reciente de modelos de lenguaje de gran escala (*large language models*, LLMs) ha ampliado estas capacidades, facilitando la automatización de tareas cognitivas relacionadas con el procesamiento del lenguaje natural (Zhao et al., 2023).

Este contexto genera un amplio debate sobre el impacto de estas nuevas tecnologías en el empleo. Algunos estudios señalan que el resultado es muy positivo, puesto que resulta en un aumento de la productividad y una mejora en los procesos, llegando incluso a crear nuevos puestos de trabajo. Por otro lado, algunos destacan los riesgos asociados a estas nuevas tecnologías, ya que muchos creen que la destrucción de multitud de empleos en determinados sectores es inevitable. No obstante, la evidencia más reciente es que la automatización ha resultado en una transformación de muchos puestos de trabajo actuales, pero no la desaparición total de los mismos. (Piva & Vivarelli, 2018)

Según Lassébie & Quintini (2022), incluso en las ocupaciones con mayor riesgo de automatización, únicamente entre el 18% y el 27% de las habilidades y tareas, son altamente automatizables. Asimismo, aproximadamente el 28% del empleo de países de la OCDE se encuentra en ocupaciones con alto riesgo de automatización, pero solo un 9% presenta una elevada concentración de habilidades automatizables.

Por lo tanto, el reto actual no radica en la sustitución del trabajo humano, sino en la adaptación de los trabajadores a un entorno con constante cambio donde la formación continua y la adquisición de nuevas competencias tecnológicas son fundamentales para la supervivencia. (Piva y Vivarelli , 2018)

2.2. Competencias laborales y empleabilidad digital

En los últimos años la forma de concebir el trabajo, las tareas y las competencias requeridas, ha cambiado. En el pasado, las personas buscaban un empleo fijo con la idea de completar su vida laboral en la misma empresa. Ahora, todo ello ha cambiado. Las personas buscan constantes cambios, pero los empleos también se van transformando. El cambio radica no tanto en la tarea y el fin de ésta, sino en el proceso, enfocado más a la automatización, mejora de productividad y reducción de tareas. Algunas de estas tareas o empleos, pueden ser sustituidas por máquinas, pero es cierto, que muchas de ellas siguen necesitando a personas (Piva y Vivarelli, 2018).

Borgonovi et al. (2023) identifican una tendencia creciente y heterogénea en la demanda de habilidades vinculadas a la inteligencia artificial en 14 países de la OCDE, lo que refuerza la necesidad de adaptar los sistemas formativos a estas nuevas exigencias del mercado. Pero es cierto que estas nuevas tecnologías siguen teniendo limitaciones en aspectos como la creatividad, gestión de personas e interacción social (Lassébie & Quintini, 2022). Es por ello por lo que el empleo no depende solo del nivel educativo, sino de las capacidades técnicas, cognitivas y la capacidad de adaptación al cambio.

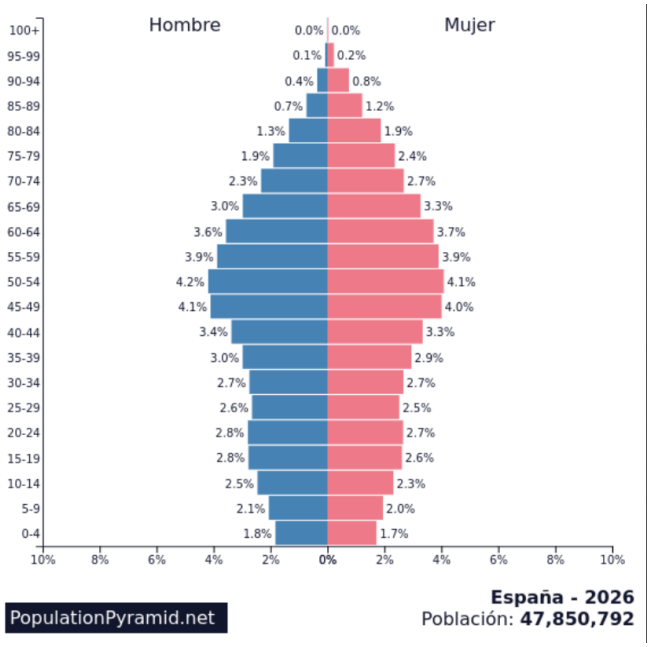
Asimismo, algunas investigaciones previas (Lassébie & Quintini, 2022) señalan que los trabajadores con mayor riesgo de sufrir los efectos de la automatización suelen participar menos en procesos de formación continua, lo que supone un riesgo añadido. Todo ello refuerza la necesidad de fomentar el *upskilling* y *reskilling,* fomentando así que los trabajadores sean capaces y tengan las herramientas necesarias para poder así adaptarse a los cambios futuros en sus puestos de trabajo.

2.3. España frente a Europa: situación actual en digitalización

El grado de digitalización y la capacidad de un país de afrontar los cambios, son aspectos fundamentales para la competitividad y desarrollo de un país. En este sentido, el Índice de Economía y Sociedad Digital (DESI), elaborado por la Comisión Europea, permite observar el grado de digitalización de los países. Este indicador combina aspectos como el capital humano, la conectividad o la capacidad de integración y digitalización de los servicios en las empresas. (European Commission, 2024)

España ha evolucionado positivamente en los últimos años debido a su alto grado de conectividad y despliegue de infraestructuras digitales. Sin embargo, las competencias digitales de la población y la adopción de las tecnologías siguen suponiendo un reto para el país. Esta situación puede estar relacionada con la estructura demográfica de la población española, caracterizada por un envejecimiento progresivo. Como se observa en la Ilustración 1, la distribución de la población muestra un peso significativo de los grupos de mayor edad, los cuales tienden a presentar menores niveles de adopción tecnológica y competencias digitales, lo que puede influir en la velocidad de adaptación a los cambios digitales. (European Commission, 2024)

Ilustración 1 Población de España en 2026



Fuente: PopulationPyramid.net (2026)

Pese a los avances normativos materializados en la *Hoja de Ruta España Digital 2026* (Gobierno de España, 2021), persisten retos relevantes en la adopción y desarrollo de competencias digitales por parte de la población española, particularmente en los segmentos de mayor edad y en zonas rurales. Estas circunstancias pueden dificultar la adaptación del mercado laboral a las nuevas tendencias tecnológicas y suponer un riesgo para la empleabilidad de determinados colectivos.

En este contexto, el desarrollo continuo de competencias digitales y la capacidad de adaptación al cambio resultan elementos clave para mejorar la empleabilidad de la población y la competitividad del mercado laboral.

2.4. Indicadores compuestos en el análisis económico y social

Los indicadores compuestos son herramientas muy empleadas para evaluar y estudiar fenómenos complejos. Estos indicadores permiten sintetizar muchísima información en una única medida, permitiendo así la comparación entre países y seguimiento de su evolución a lo largo del tiempo. (OECD & JRC, 2008)

En el ámbito económico y social, podemos encontrar algunos indicadores como el mencionado previamente, DESI (Índice de la Economía y la Sociedad Digital), el cual evalúa y clasifica a los Estados miembros de la Comisión Europea según su competitividad y progreso digital. De esta manera, podemos analizar el impacto de la digitalización en los diferentes países y poder así estudiar las causas y tendencias de por qué algunos están más preparados y cualificados que otros. (European Commission, 2024)

Pese a ello, se debe considerar que estos indicadores tienen una serie de limitaciones. En primer lugar, durante su construcción puede producirse una pérdida de información relevante, ya que múltiples variables se sintetizan en una única medida. En segundo lugar, puede existir una alta correlación o dependencia entre las variables incluidas, lo que puede influir en el resultado final del indicador. Por ello, su interpretación debe ser acompañada de otros estudios y análisis complementarios, su resultado no debe ser una única métrica para considerar (OECD & JRC, 2008).

2.5. Revisión de estudios previos y líneas actuales de investigación

Los estudios realizados sobre el impacto de las tecnologías en el ámbito laboral han ido evolucionando en los últimos años. Los primeros estudios, como el de Frey y Osborne (2017), se centraban en estimar la probabilidad de automatizar ocupaciones en su totalidad. Llegaron a prever que el 47% del empleo de Estados Unidos estaba en riesgo de automatización.

Sin embargo, investigaciones posteriores han cuestionado estos resultados. El enfoque de estos nuevos proyectos ha permitido analizar la heterogeneidad dentro de una misma ocupación, considerando que no todas las tareas pueden ser automatizadas en igual medida. El resultado ha reducido considerablemente las estimaciones previas. (Lassébie & Quintini, 2022).

Este cambio metodológico ha dado lugar a una nueva corriente de investigación que se centra en el análisis de la automatización a nivel de habilidades. De esta manera, los trabajos se entienden como tareas automatizables y no automatizables, permitiendo así entender que las nuevas tecnologías transforman el trabajo y las herramientas que se emplean en desarrollarlo, pero no necesariamente la sustitución completa de los empleos, sino más bien la reorganización de las tareas que los componen. (Lassébie & Quintini, 2022)

Además, recientemente se ha analizado que la tecnología complementa al ser humano, es decir, sirve como herramienta de ayuda para hacer las mismas tareas de una forma más sencilla, en un menor tiempo y con costes más reducidos. En consecuencia, como se ha mencionado previamente, las dificultades se encuentran en la capacidad de adaptación de las personas y el nivel de desarrollo de habilidades y competencias de los trabajadores. (Lassébie & Quintini, 2022)

3. Análisis práctico

3.1. Diseño metodológico del indicador

La elaboración del indicador compuesto se ha realizado a partir de una metodología cuantitativa que busca sintetizar un conjunto de variables en un único valor que permita representar el nivel de preparación de los países europeos frente a las tendencias tecnológicas que están transformando el mercado laboral, objeto de estudio del presente trabajo. Para ello, se ha seguido un procedimiento estructurado en diferentes fases con el objetivo de garantizar la coherencia estadística, información real y comparabilidad entre las observaciones analizadas.

En primer lugar, se realizó una búsqueda exhaustiva de variables consideradas relevantes para explicar el fenómeno estudiado. Esta selección se realizó atendiendo a criterios teóricos, pero también a la existencia y disponibilidad de los datos, siendo este segundo un gran reto. Posteriormente, se procedió a la selección de los países y años objeto de estudio en función de la

disponibilidad y validez de los datos, con el objetivo de maximizar la representatividad del análisis. A continuación, el conjunto de variables fue agrupado en cuatro dimensiones diferentes. Estas agrupaciones se realizaron en función de las características de cada variable y la información que representaban. Estas dimensiones son: Dimensión Empresa, Dimensión Trabajador, Dimensión Socioeconómica y Dimensión Iniciativas Públicas (Tabla 1).

Tabla 1 Descripción Variables Base de Datos

Variable	Dimensión	Fuente	Descripción
Use of Internet (X1)	Dimensión Trabajador	Eurostat	Esta variable indica el porcentaje de personas empleadas que usan internet u ordenadores con fines empresariales.
Enterprise recruited/tried to recruit personnel for jobs requiring ICT (Tecnologías de la Información y Comunicación) specialist skills (X2)	Dimensión Empresa	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de empresas que contratan o tratan de contratar personas para puestos de trabajo que requieren habilidades en tecnologías de la información y la comunicación.
Enterprise had no hard-to-fill vacancies for jobs requiring ICT specialist skills (X3)	Dimensión Empresa	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de empresas que no tienen problemas en cubrir puestos de trabajo que requieren expertos con habilidades en tecnologías de la información y la comunicación.
Enterprises that training to their personnel to develop their ICT skills (X4)	Dimensión Empresa	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de empresas que dan formación a su personal para desarrollar habilidades en tecnologías de la información y la comunicación.
Participation rate of employees in education and training (X5)	Dimensión Trabajador	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de trabajadores entre 18 y 64 años que participan en cursos de formación activamente.
Human resources in science and technology Percentage of population in the labour force (X6)	Dimensión Trabajador	Eurostat	Esta variable indica el porcentaje de personas con estudios superiores (clasificación ISCED) y/o que trabajan en sectores de ciencia y tecnología.

Research and development expenditure (X7)	Dimensión Iniciativas Públicas	Eurostat	Esta variable indica el porcentaje de gasto púbico en investigación y desarrollo.
Gross domestic expenditure on R&D ALL Euro per inhabitant (X8)	Dimensión Iniciativas Públicas	Eurostat	Esta variable indica el gasto total interno destinado a investigación y desarrollo.
Employment Rate (X9)	Dimensión Socioeconómica	Eurostat	Esta variable muestra la tasa de empleo.
Labour cost for LCI (Labour Cost Index) Industry, construction and services (X10)	Dimensión Iniciativas Públicas	Eurostat	Esta variable indica el coste laboral de los sectores de industria, construcción y servicios. Se incluye en la Dimensión Iniciativas Públicas como aproximación al nivel de inversión estructural en capital humano por parte del tejido productivo, entendiendo que un mayor coste laboral puede reflejar mejores condiciones de empleo y mayor capacidad de retención de talento cualificado. No obstante, su vinculación con la preparación tecnológica es indirecta, lo que constituye una limitación reconocida del indicador.
Enterprise that employ ITC specialist (X11)	Dimensión Empresa	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de empresas que contratan a especialista en tecnologías de la información y la comunicación.
Employed information and communications technology (ICT) specialists (X12)	Dimensión Trabajador	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de empleo para expertos en tecnologías de la información y la comunicación.
Employment rate of older workers, age group 55-64 (X13)	Dimensión Iniciativas Públicas	Eurostat	Esta variable indica la tasa de empleo para personas de entre 55 y 64 años. Se incluye en la Dimensión Iniciativas Públicas como indicador del grado en que los sistemas laborales e institucionales de cada país favorecen la permanencia activa de trabajadores de mayor edad, un colectivo especialmente expuesto a

			los efectos de la transformación tecnológica. Su inclusión responde a la lógica de que los países con políticas activas de empleo senior presentan mayor capacidad de adaptación intergeneracional al cambio tecnológico, si bien su relación con el fenómeno es indirecta y debe interpretarse con cautela.
DESI- Share of households with ≥1 Gbps (X14)	Dimensión Iniciativas Públicas	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de hogares con acceso a conexiones de al menos 1 gigabit por segundo.
Household level of internet (X15)	Dimensión Iniciativas Públicas	Eurostat	Esta variable muestra el porcentaje de hogares que disponen de acceso a internet en casa, considerando hogares con al menos un miembro de entre 16 y 74 años. Se incluye en la Dimensión Iniciativas Públicas como indicador de la infraestructura digital disponible para la población, entendiendo que el acceso doméstico a internet refleja en parte el nivel de despliegue de políticas públicas de conectividad y digitalización. No obstante, su adscripción a esta dimensión es discutible, ya que podría igualmente encuadrarse en la dimensión trabajador o socioeconómica.
Individuals who carry out individual courses (X16)	Dimensión Trabajador	Eurostat	Esta variable indica el porcentaje de personas que realizan cursos de forma online.
Life expectancy (X17)	Dimensión Socioeconómica	OECD	Esta variable muestra la esperanza de vida de la población. Se incluye en la Dimensión Socioeconómica como indicador de las condiciones generales de bienestar y desarrollo de un país, factores que contribuyen al contexto en el que se produce la adaptación tecnológica. Países con mayor esperanza de vida tienden a presentar sistemas sanitarios, educativos e

			institucionales más desarrollados, lo que puede favorecer indirectamente la capacidad de adaptación al cambio. No obstante, su relación directa con la preparación tecnológica es limitada, y su interpretación debe realizarse con prudencia en el marco de este indicador.
Employment rate in High Tech sectors as a % of employment (X18)	Dimensión Trabajador	Eurostat	Esta variable indica la tasa de empleo en sectores tecnológicos como porcentaje con respecto a la tasa de empleo.
GDP per capita (dollars) (X19)	Dimensión Socioeconómica	World Bank	Esta variable indica el producto interior bruto per cápita.

Fuente: Elaboración propia

Es importante señalar que la selección de variables que componen el indicador responde a criterios tanto teóricos como de disponibilidad de datos, lo que en algunos casos ha condicionado las decisiones adoptadas. En particular, variables como el coste laboral (X10), la tasa de empleo de trabajadores de mayor edad (X13) o la esperanza de vida (X17) presentan una vinculación indirecta con el fenómeno analizado, y su inclusión debe entenderse como una aproximación metodológica sujeta a limitaciones. Por ello, los resultados del indicador deben interpretarse con cautela, reconociendo que otras combinaciones de variables podrían haber dado lugar a resultados parcialmente distintos (OECD & JRC, 2008).

La Dimensión Trabajador engloba a todas las variables relacionadas con habilidades, características o aptitudes de las personas trabajadoras de los diferentes países. En lo respectivo a la Dimensión Empresa, recoge todas las variables que muestran el grado de preparación del tejido empresarial para afrontar la transformación tecnológica. Incluye variables relacionadas con la contratación de especialistas TIC, la capacidad de las empresas para cubrir vacantes tecnológicas y la formación interna en competencias digitales. La Dimensión Iniciativas Públicas, representa el apoyo institucional y estructural a la adaptación tecnológica. Por último, la Dimensión Socioeconómica, mide las condiciones económicas y sociales de base que pueden favorecer la adaptación tecnológica.

En segundo lugar, se procedió al tratamiento descriptivo y estadístico de la base de datos. En esta fase se pudo observar cómo se comportaban los datos, la relación existente entre ellos, la cantidad de datos faltantes que había de cada variable y posibles inconsistencias. Con el fin de analizar las relaciones existentes entre las variables y reducir posibles problemas de multicolinealidad, se realizó un estudio de correlaciones. Este proceso permitió identificar patrones comunes entre indicadores dentro de cada dimensión

Asimismo, se aplicaron técnicas de normalización para transformar todas las variables en una escala común permitiendo así que variables que presentaban unidades diferentes, pudiesen compararse correctamente (Blanco, 2023). Por otro lado, se realizaron dos técnicas de imputación de datos faltantes. En primer lugar, el método KNN, el cual es muy útil y sofisticado para estimar valores faltantes a partir de valores similares preservando la estructura de los datos. En segundo lugar, se empleó el método de regresión multivariable cuya función es estimar los valores faltantes a partir de relaciones lineales entre variables observadas. Por último, se comprobó que método era el más sofisticado analizando el error que lograban cada metodología. Para ello, se emplearon dos métodos de comprobación, el *Mean Absolute Error* (MAE) y *Root Mean Squared Error* (RMSE). En ambos resultó un menor error el método de KNN, es por ello por lo que fue el seleccionado.

Posteriormente, se aplicó el Análisis de Componentes Principales (PCA) con el objetivo de determinar los pesos relativos de cada variable. Una vez obtenidos los valores, se realizó la agregación de variables mediante el método aritmético ponderado en cada una de las dimensiones.

Por último, a través del criterio experto, se empleó el método de *Budget Allocation Process* (BAP) para la creación del indicador final, IPTT (Índice de Preparación ante Tendencias Tecnológicas), el cual permitirá observar el grado de preparación de los países a las tendencias tecnológicas, hacer una comparativa entre los diferentes países objeto de estudio y analizar cómo se encuentra España con respecto al resto de países.

3.2. Tratamiento y preparación de los datos

3.2.1 Selección de variables y creación de la base de datos

Antes de proceder a la construcción del indicador compuesto, fue necesario realizar un estudio, análisis y preparación de la base de datos. Esta etapa resulta fundamental para garantizar la calidad

de la información que va a ser incluida en el indicador, así como para detectar posibles inconsistencias que pudieran afectar a la construcción del indicador.

En primer lugar, se revisó la estructura general de las variables seleccionadas. En este paso se observaron los datos que presentaban cada una de ellas, años que contemplaban y países que era objeto de estudio. Tras esta primera revisión, se eliminaron aquellas que no tenían datos entre el 2020-2024, así como aquellas variables que no tenían observaciones entre los países objeto de estudio. Como se puede observar en la Ilustración 2, los países seleccionados para el análisis son los siguientes: Austria, Bélgica, Chequia, Dinamarca, Estonia, Finlandia, Francia, Alemania, Grecia, Hungría, Irlanda, Italia, Letonia, Lituania, Luxemburgo, Países Bajos, Polonia, Portugal, Eslovaquia, Eslovenia y España.

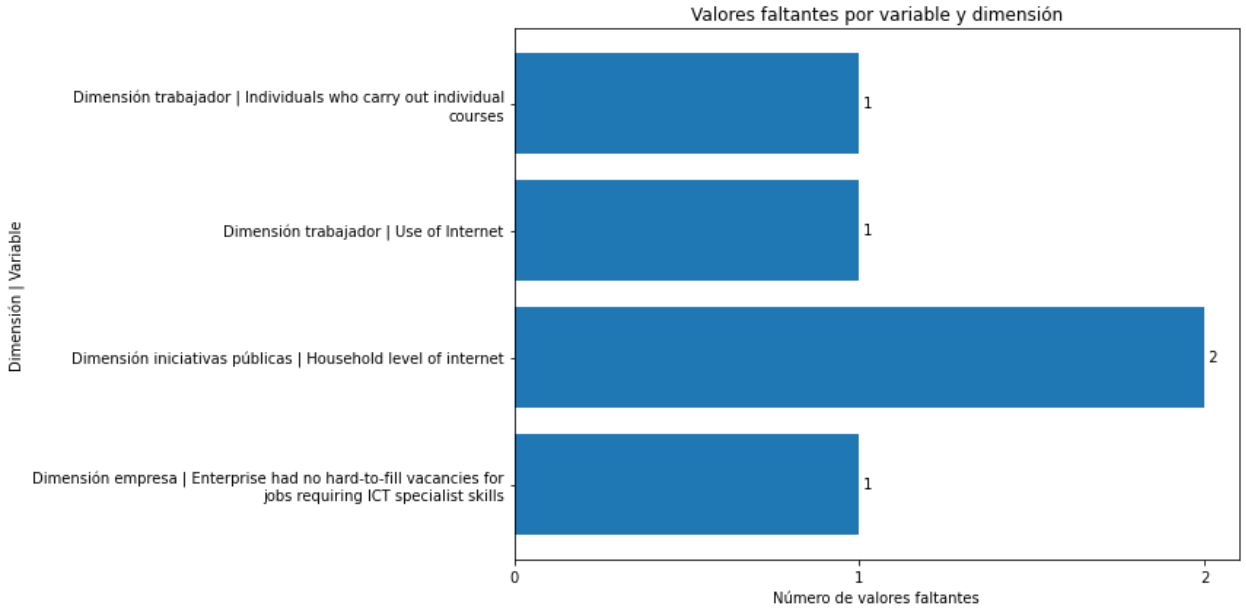
Ilustración 2 Países objeto de estudio



Fuente: Elaboración propia

Una vez seleccionadas las variables que van a completar la base de datos del estudio, se realizó el análisis descriptivo de las variables. Antes de realizar cualquier tratamiento de datos, es fundamental conocer la naturaleza de estos. Es por ello, por lo que analizamos el número de observaciones, valores faltantes, agrupaciones establecidas y comportamiento de los datos.

Ilustración 3 Valores faltantes por dimensión



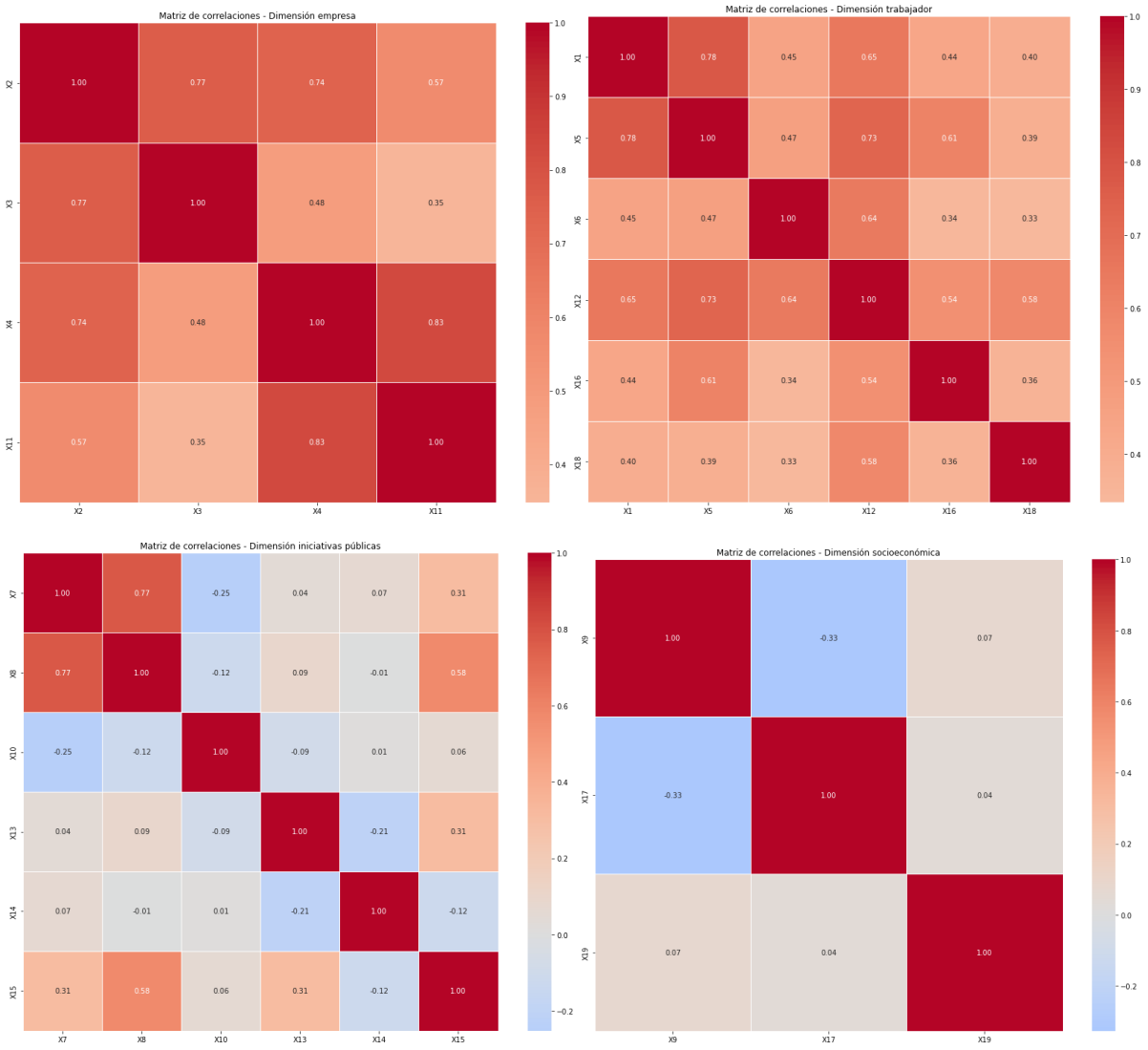
Fuente: Elaboración Propia

En la Ilustración 3 podemos observar el número de valores faltantes que presentaban los datos iniciales. En todas las dimensiones ha resultado en un único valor faltante menos en la dimensión Iniciativas públicas, la cual presentaba dos observaciones faltantes en la variable "Household level of Internet"

3.2.2 Análisis de correlaciones

Con el objetivo de identificar fuertes relaciones entre variables, se realizó un análisis de correlaciones por dimensión. De esta manera, se pudo observar si había duplicidad en la información y poder evitar así problemas de multicolinealidad en el estudio. Los resultados mostraron que ninguna dimensión presentaba variables con correlación superior a 0.9 o inferior a –0.9 (Ilustración 4). En el ámbito de las ciencias sociales, umbrales de correlación en torno a 0.8 o 0.9 se consideran generalmente admisibles para afirmar ausencia de multicolinealidad severa (Hair et al., 2019), por lo que pudimos concluir que no existía duplicidad significativa de la información y continuar con las variables previamente seleccionadas.

Ilustración 4 Matrices de correlaciones por dimensión



Fuente: Elaboración propia

3.2.3 Normalización de Variables

Por otro lado, debido a la existencia de variables con escalas diferentes, se procedió a la normalización de variables. Esto se realiza con la finalidad de facilitar el tratamiento e interpretación de los datos, ya que el resultado obtenido es tener todas las observaciones con valores entre 0 y 1, facilitando así la comprensión de la información. Para ello se aplicó el método Min-Max Scaling, definido en la Ecuación (1), que permite homogeneizar todas las variables en

un rango de 0 a 1 y evitar que aquellas con valores más elevados influyeran desproporcionadamente en el resultado final.

Normalización Min-Max Scaling

Ecuación 1

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)}$$

Donde:

- x_{ij}es el valor original del país/año $i$en la variable j.
- $\min(x_j)$es el valor mínimo observado de la variable j.
- $\max(x_j)$es el valor máximo observado de la variable j.
- x'_{ij}es el valor normalizado entre 0 y 1.

3.2.4 Imputación de datos faltantes

También es fundamental analizar la presencia de datos faltantes, ya que la ausencia de datos puede afectar significativamente a los resultados estadísticos (Fernández & Gómez, 2007). Por todo ello, se aplicaron dos métodos de imputación y se analizó cuál de ellos conseguía el menor error de imputación, siendo ese el seleccionado para el estudio.

Por un lado, el método KNN (*K-Nearest Neighbors*) resulta muy útil para estimar valores faltantes a partir de observaciones similares, preservando la estructura de los datos. Este método busca, a partir de una medida de distancia, estimar valores ausentes utilizando la información de los K vecinos más cercanos, tal como se muestra en la Ecuación (2). Este método permite conservar mejor las relaciones y la estructura de los datos en comparación con métodos más simples de imputación (Troyanskaya et al., 2001). Este procedimiento se realizó para cada una de las dimensiones intentando identificar cual era el número óptimo de vecinos cercanos, siendo éste 2.

Imputación KNN

Ecuación 2

$$\hat{x}_{ij} = \frac{1}{k} \sum_{r \in N_k(i)} x_{rj}$$

Donde:

- $\hat{x}_{ij}$es el valor imputado para la observación $i$en la variable j.
- $N_k(i)$es el conjunto de los $k$vecinos más cercanos a la observación i.
- x_{rj}es el valor de la variable $j$en el vecino r.
- $k$es el número de vecinos utilizados**.**

Por otro lado, se realizó el método de regresión multivariable para estimar datos faltantes. Esta técnica permite modelizar la relación entre una variable dependiente y varias variables independientes con el objetivo de explicar o predecir su comportamiento. Según Montgomery et al. (2021), este método consiste en ajustar un modelo lineal en el que la variable respuesta se expresa como una combinación lineal de varios predictores, más un término de error que recoge la variabilidad no explicada por el modelo, tal como se recoge en la Ecuación (3).

Imputación multivariable por regresión

Ecuación 3

$$X_j = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

El valor imputado sería:

$$\hat{X}_j = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \cdots + \hat{\beta}_p X_p$$

Donde:

- $X_j$es la variable que contiene valores faltantes.

- $X_1, X_2, \dots, X_p$son las variables utilizadas como predictores.
- $\beta_0$es el intercepto.
- $\beta_1, \dots, \beta_p$son los coeficientes estimados.
- εes el término de error.

Por último, se comparó el rendimiento de ambos métodos analizando el error de imputación obtenido con cada metodología. El seleccionado fue el método de KNN, ya que mostraba el menor error de estimación y una menor desviación respecto a los valores originales como se puede apreciar en la Tabla 2. De esta forma, se logró completar la información restante reduciendo lo máximo posible la pérdida de precisión de los datos.

Tabla 2 Comparativa métodos de imputación

	Dimensión	Variable	Método	MAE	RMSE
0	Dimensión empresa	X2	KNN (k=2)	0.054185	0.081950
1	Dimensión empresa	X2	Regresión multivariable	0.070926	0.084700
4	Dimensión iniciativas públicas	X7	KNN (k=2)	0.100444	0.136557
5	Dimensión iniciativas públicas	X7	Regresión multivariable	0.132001	0.163351
7	Dimensión socioeconómica	X9	Regresión multivariable	0.127794	0.194988
6	Dimensión socioeconómica	X9	KNN (k=2)	0.135488	0.217906
2	Dimensión trabajador	X5	KNN (k=2)	0.055459	0.068777
3	Dimensión trabajador	X5	Regresión multivariable	0.091252	0.118101

Fuente: Elaboración propia

En conjunto, estos procesos dan lugar una base de datos limpia, preparada y estructurada para el posterior desarrollo y creación del indicador compuesto.

3.3. Construcción del indicador compuesto

Una vez finalizado el proceso de depuración, normalización e imputación de datos, se procedió a la construcción del indicador compuesto. El objetivo de esta fase fue sintetizar la información de múltiples variables en una única medida que permitiese analizar el grado de preparación de los países a los retos tecnológicos, concretamente, en el ámbito laboral.

3.3.1 Análisis de Componentes Principales (PCA)

Para obtener la ponderación interna de las variables que componen cada dimensión, se empleó el Análisis de Componentes Principales, conocido como PCA. Esta técnica permite analizar la estructura de correlación entre un conjunto de variables e identificar las combinaciones lineales de estas, denominadas componentes principales, que concentran la mayor parte de la variabilidad conjunta de los datos (Jolliffe & Cadima, 2016). En el contexto de la construcción de indicadores compuestos, el PCA se utiliza para derivar pesos estadísticos a partir de la contribución de cada variable a esa variabilidad conjunta, de modo que las variables que aportan más información común al fenómeno analizado reciben una mayor ponderación, reduciendo al mismo tiempo el efecto de redundancias entre variables correlacionadas (OECD & JRC, 2008). En este trabajo, el PCA se ha aplicado de forma independiente a cada una de las cuatro dimensiones del indicador.

En primer lugar, para cada una de las dimensiones se calculó la matriz de correlaciones entre sus variables, tal y como se recoge en la Ecuación (4). A partir de ella se obtuvieron los valores y los vectores propios asociados a cada componente principal. Los autovalores permitieron determinar la importancia relativa de cada componente, ya que reflejan la proporción de variabilidad de los datos capturada por cada uno de ellos. De esta forma se pudo observar cuánta información aportaba cada componente dentro de cada dimensión.

PCA sobre matriz de correlaciones

Ecuación 4

Primero se calcula la matriz de correlaciones:

$$R = Corr(X)$$

Después se realiza la descomposición en valores y vectores propios:

$$Rv_k = \lambda_k v_k$$

Donde:

- Res la matriz de correlaciones.
- $\lambda_k$es el eigenvalue o valor propio de la componente k.
- $v_k$es el eigenvector o vector propio de la componente k.

La varianza explicada por cada componente se calcula como:

$$VE_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{j=1}^{p} \lambda_j}$$

La varianza acumulada es:

$$VA_k = \sum_{h=1}^{k} V\,E_h$$

A partir de los vectores propios (*eigenvectors)* obtenidos en la descomposición de la matriz de correlaciones, se calcularon los *loading vectors* o cargas factoriales, que expresan la relación entre cada variable original y cada componente principal, ponderando la contribución de cada *eigenvector* por la raíz cuadrada de su valor propio correspondiente (Ecuación 5).

Loading vectors del PCA

Ecuación 5

Los *loading vectors* se calculan como:

$$L_{jk} = v_{jk}\sqrt{\lambda_k}$$

Donde:

- L_{jk}es el loading de la variable $j$en la componente k.
- v_{jk}es el valor del eigenvector de la variable $j$en la componente k.
- $\lambda_k$es el eigenvalue de la componente k.

Además, con el objetivo de conservar la información más relevante se seleccionaron solo aquellas componentes cuya varianza acumulada fuese superior al 80%. Este criterio se basa en la práctica habitual de retener componentes en función de un porcentaje predefinido de varianza total explicada, tal como señalan Jolliffe y Cadima (2016), aunque dicho umbral debe entenderse como un criterio práctico y no como un valor óptimo universal.

De este modo, el PCA facilitó la obtención de ponderaciones estadísticas basadas en la contribución de cada variable a la variabilidad conjunta de la dimensión analizada, reduciendo al mismo tiempo posibles redundancias derivadas de variables altamente correlacionadas.

3.3.2 Obtención de pesos y construcción de indicadores dimensionales

Una vez realizado el Análisis de Componentes Principales (PCA) para cada dimensión, se procedió a transformar los *loadings* (cargas factoriales) obtenidos en pesos positivos para cada variable. A continuación, se detalla el procedimiento paso a paso.

Paso 1: Obtención del valor absoluto de las cargas factoriales

Dado que el PCA puede asignar cargas negativas a las variables, sin implicar una menor relevancia, sino una dirección opuesta en el espacio factorial, se tomó el valor absoluto de cada carga. De esta forma, se captura la magnitud de la contribución de cada variable independientemente del signo que le acompaña.

$$| l_{ij} | = | \text{ loading de la variable } i \text{ en el componente } j |$$

Paso 2: Cálculo del peso ponderado por varianza explicada

Cada componente retenida no explica la misma proporción de varianza. Es por ello por lo que las cargas absolutas de cada componente se ponderaron por la varianza explicada de dicho componente (λ_j), logrando así que los componentes más informativos contribuyesen más al peso final de cada variable:

Ecuación (6a)

$$w_i^* = \sum_{j=1}^{k} | l_{ij} | \cdot \lambda_j$$

Donde:

- w^*_i es el peso bruto de la variable i.
- $|l_{ij}|$ es el valor absoluto de la carga de la variable i en el componente j.
- λ_j es la proporción de varianza explicada por el componente j.
- k es el número de componentes retenidas.

Paso 3: Normalización de los pesos

Con el objetivo de que los pesos de las variables dentro de cada dimensión sean comparables y sumen la unidad, se normalizan:

Ecuación (6b)

$$w_i = \frac{w_i^*}{\sum_{i=1}^{n} w_i^*}$$

De este modo, cada variable recibe una ponderación proporcional a su contribución relativa dentro de la dimensión, con $\sum_i w_i = 1$.

Paso 4: Construcción del indicador dimensional

Con los pesos normalizados, se construyó un indicador para cada dimensión mediante una agregación aritmética ponderada de las variables normalizadas e imputadas (x_i):

Ecuación (7)

$$I_d = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i$$

Donde:

- I^d es el valor del indicador para la dimensión d.
- x_i es el valor normalizado e imputado de la variable i.

- w_i es el peso correspondiente a la variable i, con $\Sigma w_i = 1$.

Las siguientes tablas recogen los *loadings* obtenidos del PCA para cada dimensión junto con los pesos finales normalizados, resultado de aplicar el procedimiento explicado previamente.

Tabla 3 Pesos PCA Dimensión Empresa

Variable	**Loading PC1**	**Loading PC2**	**wi***	**wi**
X2	-0.908	0.266	0.7079	0.2547
X3	-0.751	0.609	0.6633	0.2386
X4	-0.910	-0.311	0.7183	0.2585
X11	-0.815	-0.511	0.6898	0.2482

Fuente: Elaboración propia

Componentes principales retenidas: PC1 y PC2
Varianza acumulada: 92.0%

En lo que respecta a la dimensión Empresa, podemos observar en la Tabla 3 que los pesos están notablemente equilibrados entre las cuatro variables, lo que indica que todas ellas contribuyen de forma similar a la construcción del indicador. Es cierto que, cabe destacar las variables X4 (Enterprises that training to their personnel to develop their ICT skills) y X2 (Enterprise recruited/tried to recruit personnel for jobs requiring ICT specialist skills), las cuales reciben un peso ligeramente superior, sugiriendo que capturan un valor elevado de la varianza conjunta de la dimensión.

Tabla 4 Pesos PCA Dimensión Trabajador

Variable	**Loading PC1**	**Loading PC2**	**Loading PC3**	**wi***	**wi**
X1	-0.816	0.248	-0.090	0.5331	0.1666
X5	-0.873	0.329	0.023	0.5697	0.1780
X6	-0.691	-0.236	0.023	0.5128	0.1603
X12	-0.905	-0.134	-0.081	0.5721	0.1788
X16	-0.702	0.283	0.407	0.5046	0.1577
X18	-0.639	-0.638	0.390	0.5076	0.1586

Fuente: Elaboración propia

Componentes principales retenidas: PC1, PC2 y PC3
Varianza acumulada: 84.0%

En la dimensión Trabajador, se observa nuevamente a través de la Tabla 4 una distribución bastante homogénea de los pesos. Las variables con mayor ponderación son X12 (Employed information and communications technology (ICT) specialists) y X5 (Participation rate of employees in education and training), mientras que X16 (Individuals who carry out individual courses) recibe el peso más reducido. Esta relativa uniformidad refleja que el PCA no identifica una única variable dominante, sino que la información se distribuye de manera muy igualitaria entre las seis variables que componen la dimensión.

Tabla 5 Pesos PCA Dimensión Iniciativas Públicas

Variable	**Loading PC1**	**Loading PC2**	**Loading PC3**	**Loading PC4**	**wi***	**wi**
X7	-0.825	0.364	0.082	0.117	0.4114	0.1850
X8	-0.921	0.167	-0.146	0.112	0.4151	0.1867
X10	0.250	-0.219	-0.896	0.044	0.3024	0.1360
X13	-0.305	-0.681	0.237	-0.562	0.3739	0.1682
X14	0.090	0.712	-0.216	-0.659	0.3105	0.1397
X15	-0.719	-0.329	-0.346	-0.107	0.4100	0.1844

Fuente: Elaboración propia

Componentes principales retenidas: PC1, PC2, PC3 y PC4
Varianza acumulada: 89.0%

En la dimensión Iniciativas Públicas podemos apreciar en la Tabla 5 que los pesos presentan algo más de dispersión. Las variables X8 (Gross domestic expenditure on R&D ALL Euro per inhabitant) y X7 (Research and development expenditure) presentan ponderaciones más elevadas, seguidas de X15 (Household level of internet). Por el contrario, la X10 (Labour cost for LCI Industry, construction and services) y X14 (DESI- Share of households with ≥1 Gbps) reciben los pesos más bajos, lo que puede interpretarse como que su variabilidad está menos alineada con la estructura común del resto de variables de esta dimensión.

Tabla 6 Pesos PCA Dimensión Socioeconómica

Variable	Loading PC1	Loading PC2	Loading PC3	wi*	wi
X9	0.820	0.095	0.564	0.5189	0.3497
X17	-0.804	0.218	0.554	0.5512	0.3715
X19	0.099	0.979	-0.178	0.4137	0.2788

Fuente: Elaboración propia

Componentes principales retenidas: PC1, PC2 Y PC3

Varianza acumulada: 100.0%

Por último, la Tabla 6 recoge los pesos de las variables de la dimensión Socioeconómica, la cual presenta una distribución más desigual. La variable X17 (Life expectancy) concentra el mayor peso, seguida de X9 (Employment Rate), mientras que X19 (GDP per capita) recibe una ponderación inferior. Esto muestra que las dos primeras variables capturan una mayor variabilidad conjunta en esta dimensión.

3.3.3 Construcción del indicador final

Una vez construidos los indicadores dimensionales se procedió a la elaboración del indicador compuesto final, Índice de Preparación ante Tendencias Tecnológicas. Para ello, fue necesario establecer un sistema de ponderación entre dimensiones y un método de agregación final.

En primer lugar, se hizo un análisis comparativo entre los resultados obtenidos al utilizar una agregación aritmética y una agregación geométrica entre las dimensiones. Al realizar la comparativa entre los resultados que se obtenían con cada una de las metodologías se observó que existían ciertas diferencias entre ambos, ya que, en el ranking final, había países que llegaban a subir o bajar incluso dos posiciones. Concretamente, el 48,57% de las observaciones obtenían una posición diferente.

La conclusión fue emplear una agregación geométrica entre las dimensiones. Esto se debe a que la media geométrica reduce la compensación total entre dimensiones, evitando que un resultado muy elevado en una compense completamente un resultado bajo en otra. La fórmula de la agregación geométrica ponderada se recoge en la Ecuación (8). Esta cuestión resulta muy relevante para el estudio, ya que la preparación ante tendencias tecnológicas requiere un desempeño

equilibrado en diferentes áreas en su conjunto, no resulta de interés explicativo que se compense las dimensiones entre ellas.

Ecuación 8

$$I_i = \sum_{j=1}^{p} w_j \, x'_{ij}$$

Donde:

- $w_j$es el peso de la variable j.
- x'_{ij}es el valor normalizado e imputado.
- Los pesos cumplen:

$$\sum_{j=1}^{p} w_j = 1$$

Donde:

- I_i es el valor del indicador compuesto para el país i.
- x'_{ij} es el valor normalizado e imputado de la dimensión j para el país i.
- w_j es el peso asignado a la dimensión j, con $\Sigma w_j = 1$.
- p es el número de dimensiones.

Por otro lado, con el objetivo de definir los pesos de las dimensiones, se utilizaron dos criterios y se realizó un análisis de sensibilidad para ver cuál de ellos era el más apropiado para el estudio. El primero fue la ponderación equiponderada o *Equal Weighting* (Ecuación 9), en el que todas las dimensiones reciben el mismo peso dentro del indicador final (Tabla 7). Este enfoque permite construir una versión neutral del índice, sin priorizar ninguna dimensión sobre otra.

Tabla 7 Pesos Equal Weighting

Dimensión	Pesos Equal Weighting
Empresa	0,25

Trabajador	0,25
Iniciativas Públicas	0,25
Socioeconómica	0,25
TOTAL	1

Fuente: Elaboración Propia

Equal Weighting

Ecuación 9

$$w_j = \frac{1}{p}$$

Donde:

- $p$es el número de dimensiones.

$$w_j = \frac{1}{4} = 0.25$$

$$IPTT_i = \left(D_{empresa,i} \cdot D_{trabajador,i} \cdot D_{iniciativas,i} \cdot D_{socioeconómica,i}\right)^{1/4}$$

Donde:

- p es el número de dimensiones (p = 4 en este estudio).
- w_j es el peso asignado a cada dimensión, idéntico para todas.

En segundo lugar, se aplicó una ponderación con el enfoque de *Budget Allocation Process*. A través de esta metodología, se asignaron pesos a cada dimensión (Tabla 8) en función de la importancia y relevancia que tenía la información de cada dimensión dentro del estudio. Con esta perspectiva, se asignaron una mayor ponderación las dimensiones relacionadas con la empresa y el trabajador, al considerarse más directamente relacionadas con la capacidad de adaptación tecnológica, y una menor ponderación a las dimensiones iniciativas públicas y socioeconómica, aunque siguen siendo relevantes para explicar el contexto general del indicador (Ecuación 10).

Tabla 8 Pesos Budget Allocation Process

Dimensión	Pesos Budget Allocation Process
Empresa	0,35
Trabajador	0,25
Iniciativas Públicas	0,20
Socioeconómica	0,20
TOTAL	1

Fuente: Elaboración Propia

Budget Allocation Process, BAP

Ecuación 10

En BAP, los pesos se asignan según criterio experto:

$$\sum_{j=1}^{p} w_j = 1$$

$$w_{empresa} = 0.35$$
$$w_{trabajador} = 0.25$$
$$w_{iniciativas} = 0.20$$
$$w_{socioeconómica} = 0.20$$

$$IPTT_i = D_{empresa,i}^{0.35} \cdot D_{trabajador,i}^{0.25} \cdot D_{iniciativas,i}^{0.20} \cdot D_{socioeconómica,i}^{0.20}$$

Donde:

- $D_{a,i}$ es el valor del indicador de la dimensión a para el país i.
- El exponente de cada dimensión es su peso w_j, que refleja la importancia relativa asignada mediante el criterio experto.

De esta forma, se obtuvieron dos versiones del indicador, ambas se calcularon sobre los mismos indicadores dimensionales, por lo que la diferencia radicaba en la ponderación que se daba a cada una de ellas.

Posteriormente se procedió a realizar el análisis de sensibilidad para comparar los resultados obtenidos en ambas metodologías. De esta manera, se pudo comprobar la posición relativa de cada país y poder así analizar las diferencias que presentaba los distintos sistemas de agregación utilizados.

Además, para que el análisis fuese más preciso, también se realizó una comparación estadística entre ambos procedimientos a través de correlaciones de Pearson y Spearman. La correlación de Pearson comparó los valores números del indicador mientras que la correlación de Spearman evaluó las similitudes entre los rankings con los dos procedimientos. Los resultados de estas correlaciones mostraron que ambas metodologías mostraban resultados muy similares.

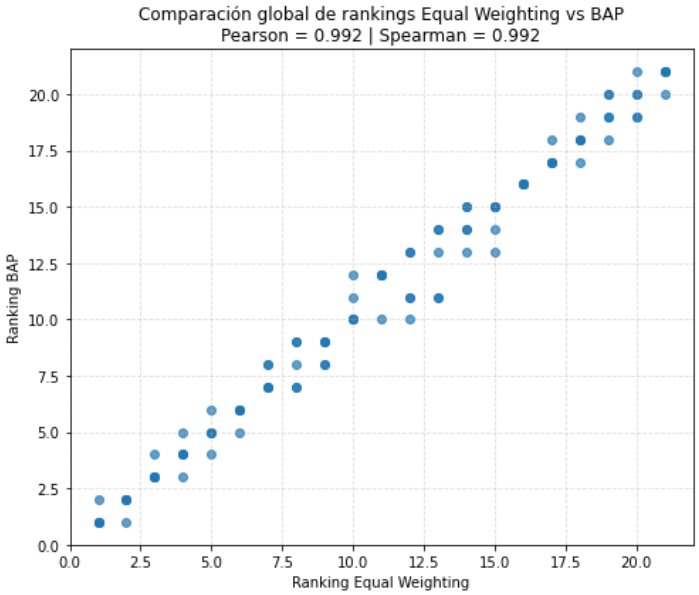
Concretamente, la correlación de Pearson y Spearman entre los valores del IPTT obtenidos con ambas metodologías fue 0.992. Ambos coeficientes confirman una asociación muy fuerte entre las dos versiones del indicador, tal como se recoge en la Tabla 9 e Ilustración 5.

Tabla 9 Correlaciones entre la versión Equal Weighting y la versión Budget Allocation Process del IPTT

Comparación	**Tipo de correlación**	**Valor**	**Interpretación**
IPTT (BAP) vs IPTT (*Equal Weighting*)	Pearson	0.992	Asociación fuerte entre las puntuaciones numéricas
Ranking (BAP) vs Ranking (*Equal Weighting*)	Spearman	0.992	Asociación fuerte entre las posiciones relativas

Fuente: Elaboración Propia

Ilustración 5 Comparación ranking EW vs BAP



Fuente: Elaboración propia

La comparación global entre los rankings obtenidos mediante *Equal Weighting* y *Budget Allocation Process* muestra una relación positiva muy elevada. Esto indica que la asignación de pesos mediante *Budget Allocation Process* no altera de forma sustancial la clasificación de los países, sino que mantiene una estructura muy similar a la obtenida con pesos iguales.

Finalmente, el método de *Budget Allocation Process* fue el elegido, puesto que otorga un mayor peso a las dimensiones que tienen un valor explicativo mayor para la creación del indicador final, el Índice de Preparación a Tendencias Tecnológicas.

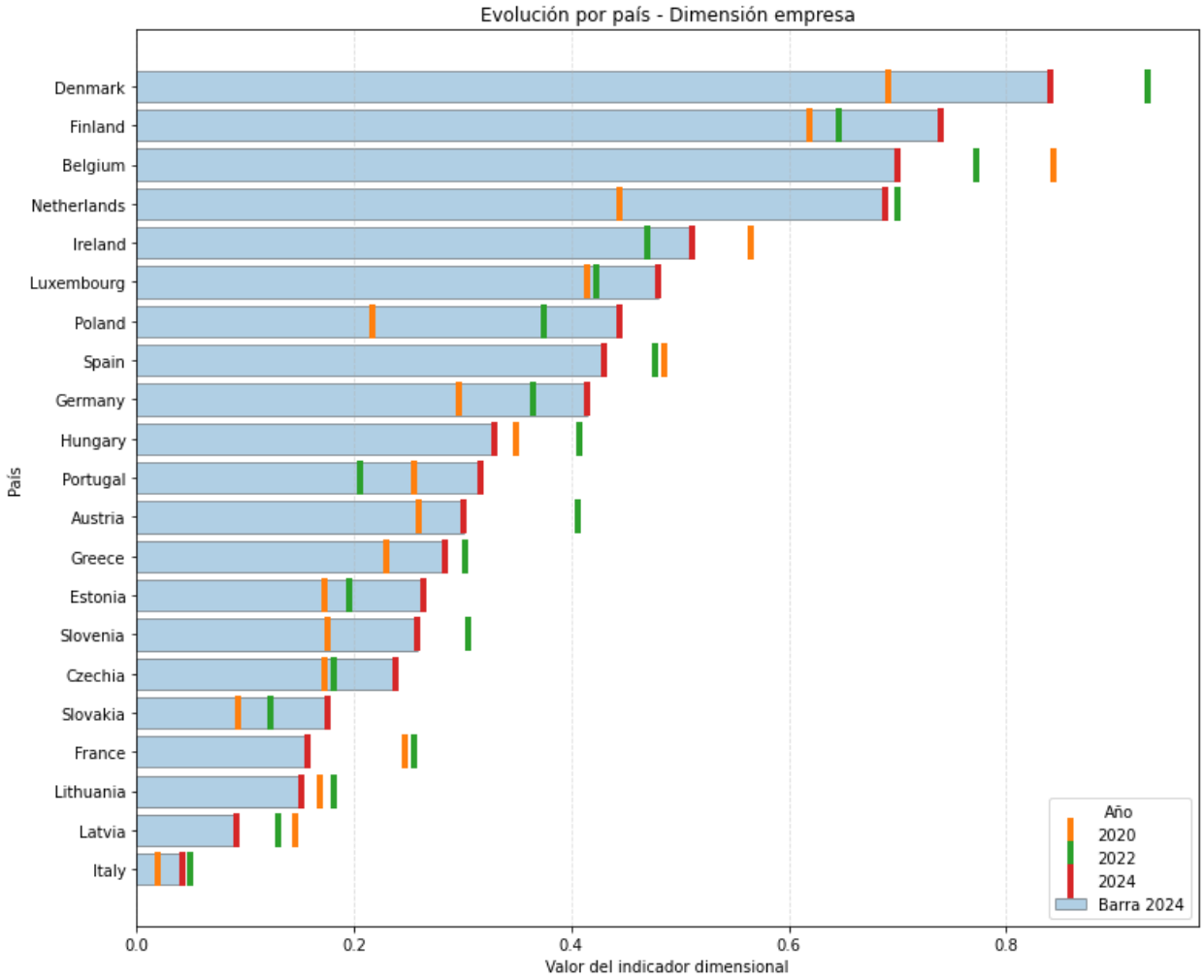
En consecuencia, el Índice de Preparación a Tendencias Tecnológicas final se construyó mediante una agregación geométrica ponderada de los indicadores dimensionales, utilizando los pesos definidos a través del *Budget Allocation Process*.

3.4. Análisis de los resultados

Una vez construido el indicador, se procedió a realizar el análisis de los resultados obtenidos. Esta fase permitió estudiar y comparar la posición relativa entre países de la muestra, identificar territorios con mayor preparación y también los más vulnerables e incluso observar la evolución temporal de los países, como se puede observar en la Ilustración 16 del Anexo 6.2.

En primer lugar, con el objetivo de conocer la evolución dentro de las dimensiones que construyen el indicador final, se realizó un análisis de la evolución de cada dimensión. Gracias a los siguientes gráficos, podemos observar, a través de la barra horizontal de cada país, el valor en el último año disponible de la muestra (2024) y compararlo con los valores obtenidos en los años anteriores (2020, 2022) a través de las barras horizontales. De esta manera se puede ver no solo la posición actual de cada país, sino también si ha mejorado, empeorado o mantenido una trayectoria estable.

Ilustración 6 Evolución de la Dimensión Empresa por país

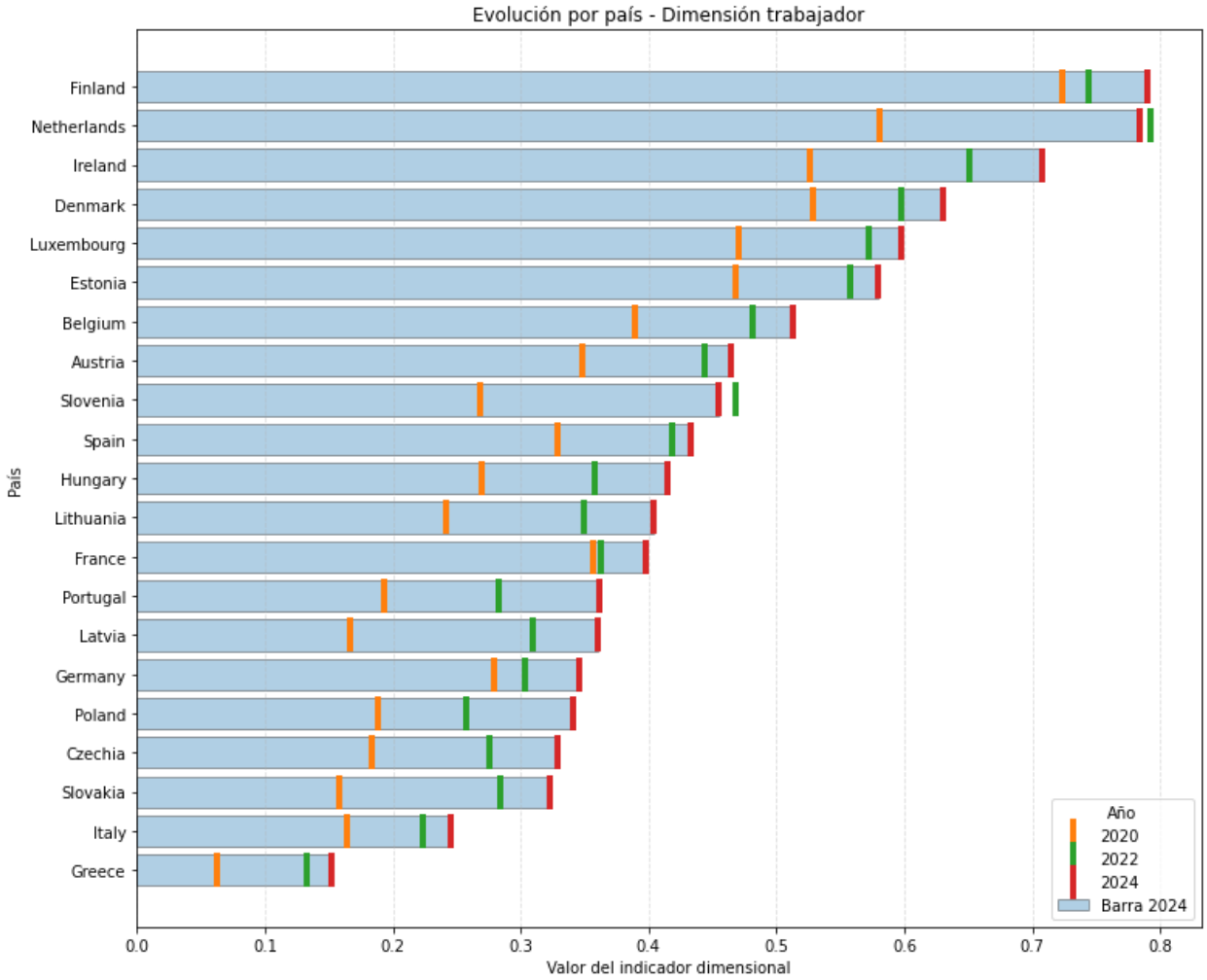


Fuente: Elaboración propia

En esta dimensión se observan diferencias claras entre los países, indicando que no todos ellos se encuentran en el mismo nivel de preparación a nivel empresarial ante cambios tecnológicos (Ilustración 6). Podemos observar que, independientemente de su posición, algunos países se han

mantenido más estables en este aspecto, como Italia, Eslovaquia o Portugal, mientras que otros países han tenido mayor variación, como Bélgica, Austria y Hungría.

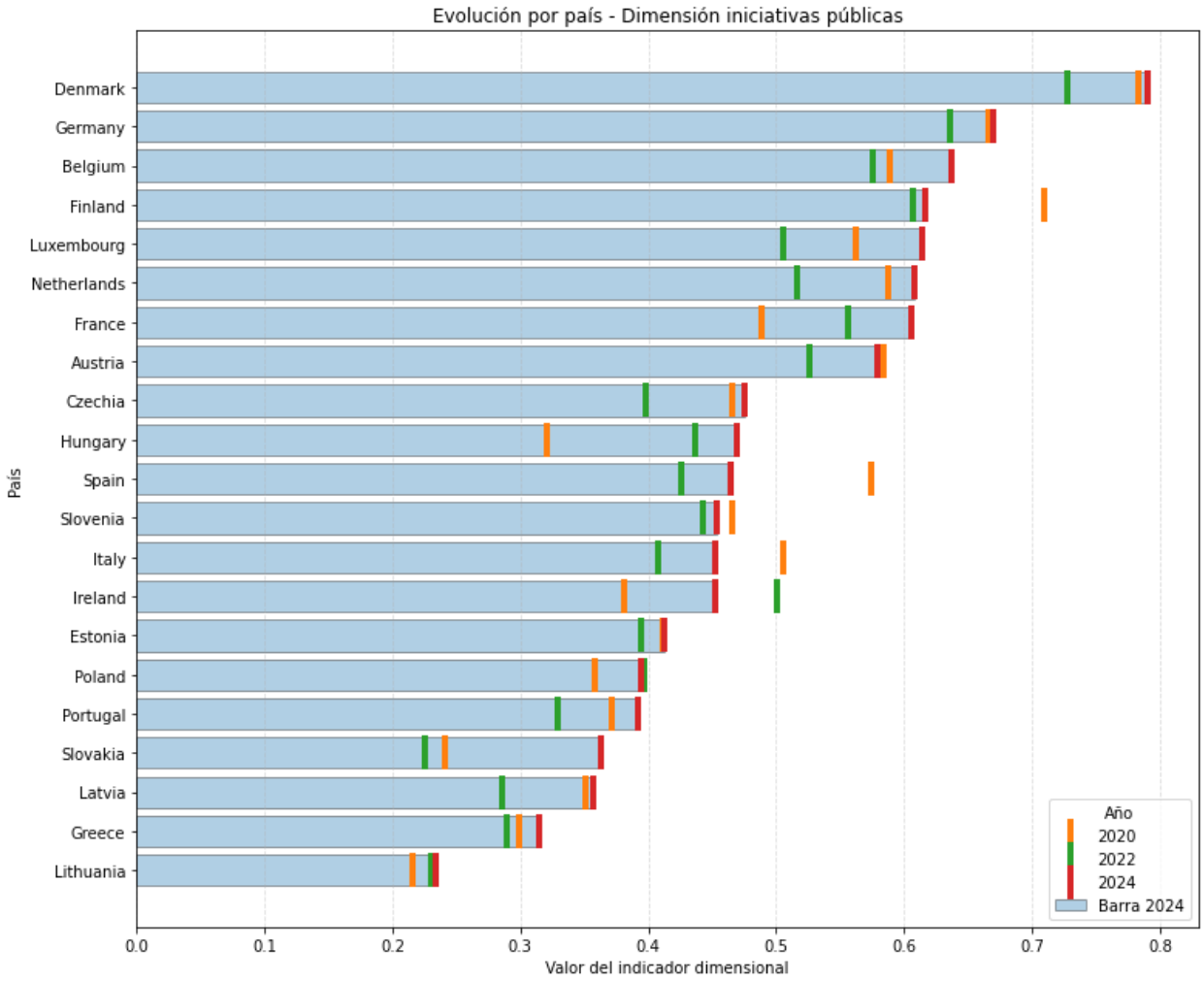
Ilustración 7 Evolución de la Dimensión Trabajador por país



Fuente: Elaboración Propia

En lo respectivo a esta dimensión, podemos observar el nivel de preparación de los trabajadores. Esta dimensión muestra valores más constantes en todos los países, como se puede apreciar en la Ilustración 7, lo que nos indica que aspectos como la formación continua o competencias digitales son valores muy estables en todos los países de la muestra

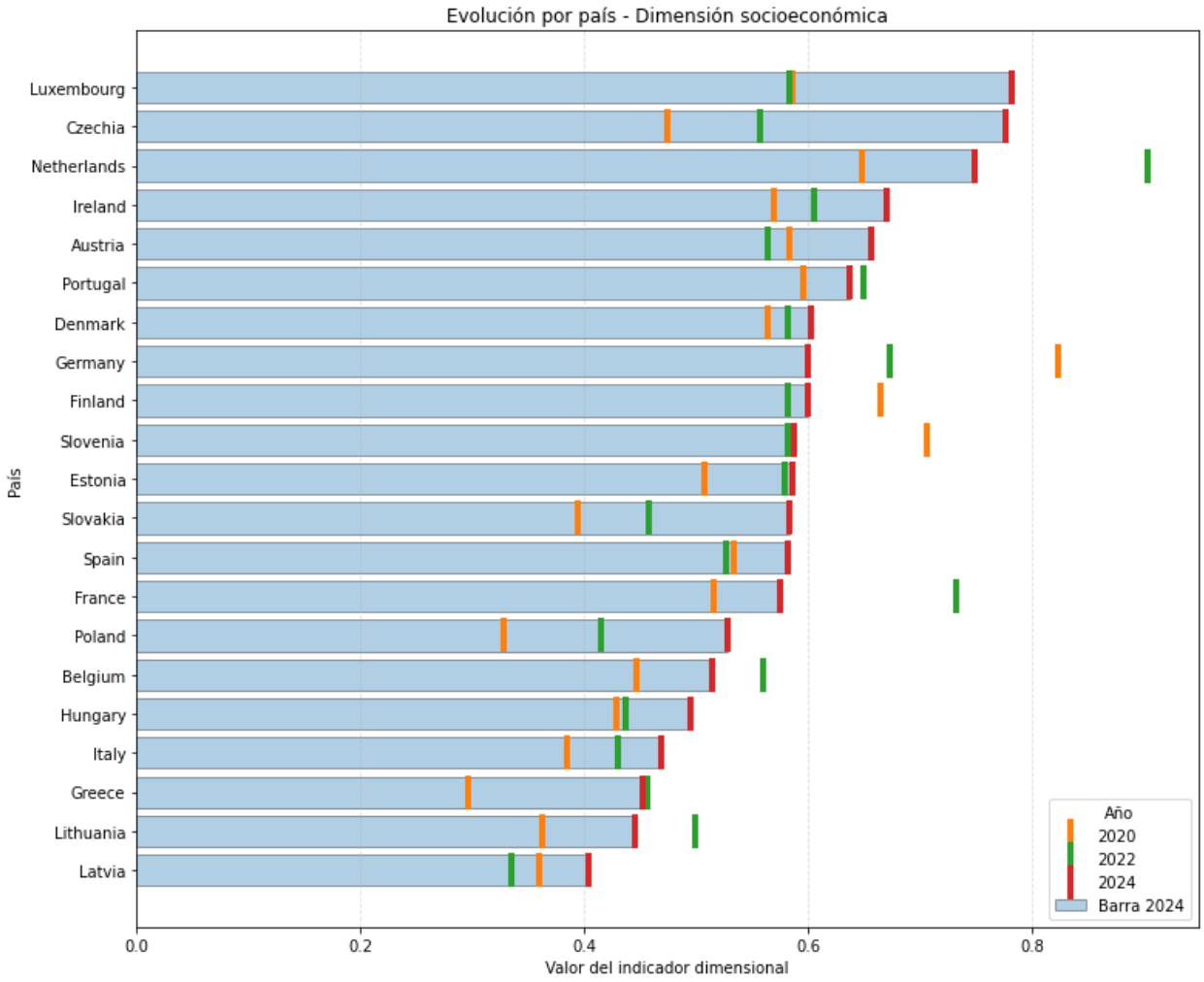
Ilustración 8 Evolución de la Dimensión Iniciativas Públicas por país



Fuente: Elaboración Propia

La Ilustración 8 muestra la evolución de la dimensión de iniciativas públicas, la cual presenta unos cambios más irregulares en algunos países, lo que puede estar relacionado con diferencias en inversión, conectividad o continuidad de las políticas públicas.

Ilustración 9 Evolución Dimensión Socioeconómica por país



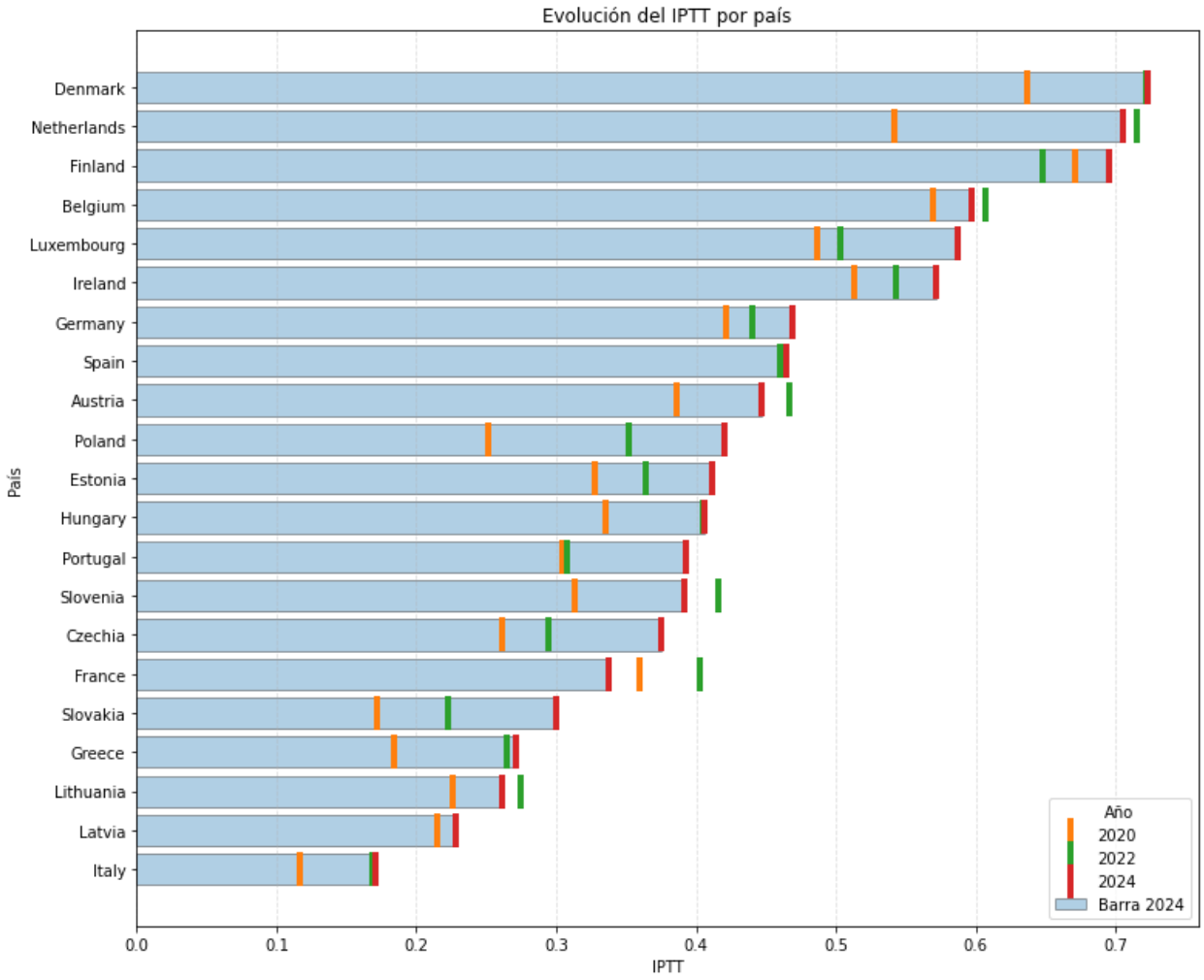
Fuente: Elaboración Propia

Con respecto a la dimensión socioeconómica, podemos observar en la Ilustración 9 cómo los países con mejores valores cuentan con condiciones económicas y sociales más favorables para afrontar la transformación tecnológica. Aunque no mide directamente digitalización, sí representa una base importante para facilitar la adaptación al cambio.

Posteriormente, se elaboraron rankings anuales a partir del valor final del indicador. Estos rankings permiten comparar la preparación relativa de los países en cada año, asignando las primeras

posiciones a aquellos con mayor puntuación en el índice. Además, esto permitió observar como habían ido evolucionando los países a lo largo de los años.

Ilustración 10 Evolución IPTT por país

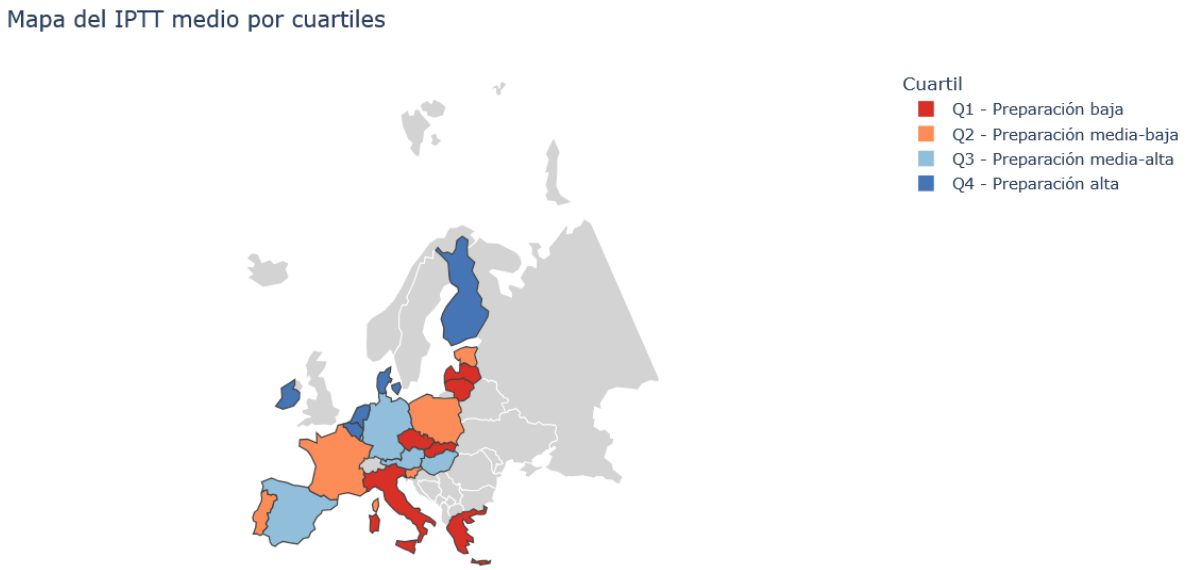


Fuente: Elaboración propia

La Ilustración 10 muestra la evolución de cada país en lo que respecta al Índice de Preparación ante Tendencias Tecnológicas. Podemos observar como las diferencias entre los países existen y, además, como esas diferencias se mantienen a lo largo del periodo de tiempo analizado. Los países en la parte superior, Dinamarca, Países Bajos y Finlandia presentan valores más elevados y una trayectoria relativamente estable. Por otro lado, los países en la parte inferior, Italia, Letonia y Lituania, muestran niveles de preparación más reducidos. Además, la comparativa entre los años de la muestra, permite observar que, aunque algunos países experimentan pequeñas variaciones,

la estructura del ranking se mantiene bastante constante. Estos resultados se complementan con las representaciones gráficas incluidas en el Anexo 6.2, donde se muestran los rankings anuales de forma individual para cada año del periodo analizado, lo que permite reforzar la consistencia de los patrones observados.

Ilustración 11 Distribución geográfica del IPTT medio por cuartiles



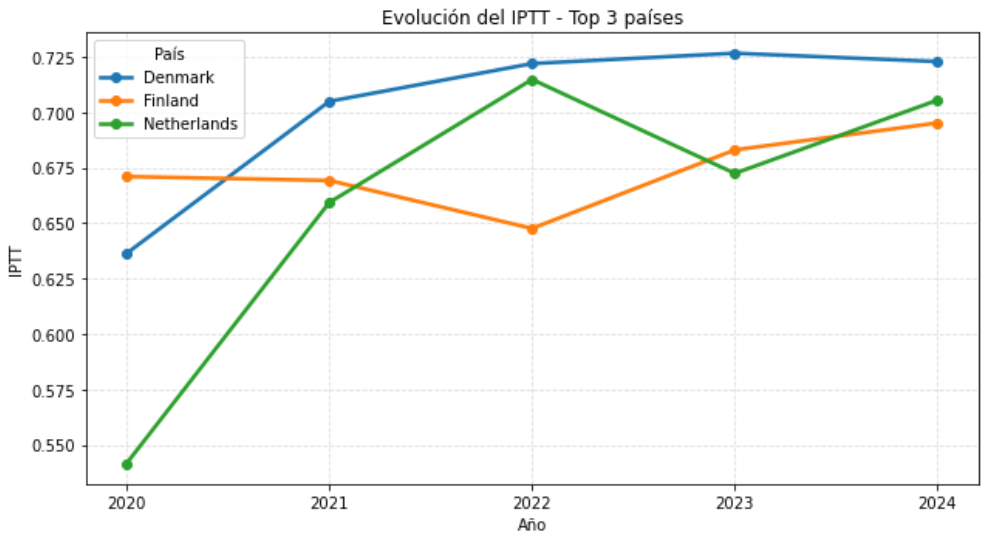
Fuente: Elaboración Propia

A través de la Ilustración 11 se puede observar la clasificación de los países del estudio en cuatro cuartiles según el valor medio del IPTT. Como hemos observado en las representaciones previas, los países del norte de Europa representan los valores más altos. Por el contrario, países como Italia, Grecia, Letonia y Lituania muestran valores inferiores, representando una preparación baja ante cambio en las tendencias tecnológicas. En el caso de España, se sitúa en un cuartil medio-alto, lo que confirma una posición relativamente favorable, aunque todavía por debajo de los países líderes.

A partir de este análisis, se observó que los países mejor posicionados fueron principalmente Dinamarca, Finlandia y Países Bajos, como se puede observar en la Ilustración 12, lo que indica que presentan un desempeño más elevado y equilibrado en las dimensiones consideradas. Es cierto

que cabe destacar que las tres se han mantenido en la parte alta del ranking durante los años de la muestra, lo que demuestra que son países con pilares sólidos en el ámbito tecnológico.

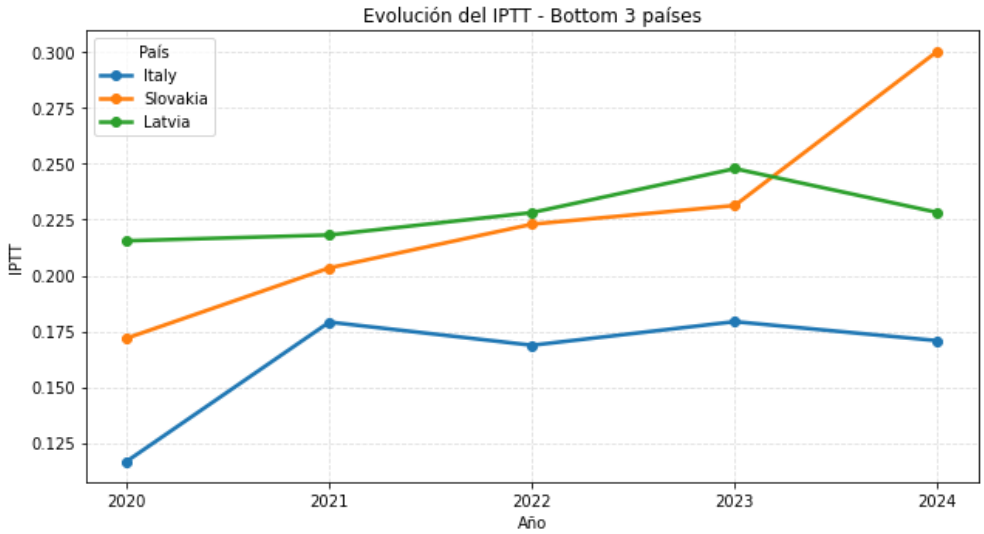
Ilustración 12 Evolución top países con mayor IPTT



Fuente: Elaboración Propia

Por el contrario, en la Ilustración 13 encontramos a los países situados en las últimas posiciones del ranking: Italia, Letonia, Lituania, Grecia y Eslovaquia. Estos resultados reflejan una menor preparación relativa ante las tendencias tecnológicas, bien por presentar valores más bajos en varias dimensiones, bien por mostrar desequilibrios importantes entre ellas. Por otro lado, destaca Italia, ya que es el país que ha obtenido la puntuación más baja durante todos los años de la muestra, lo que indica que su preparación tecnológica es inferior a la del resto de países.

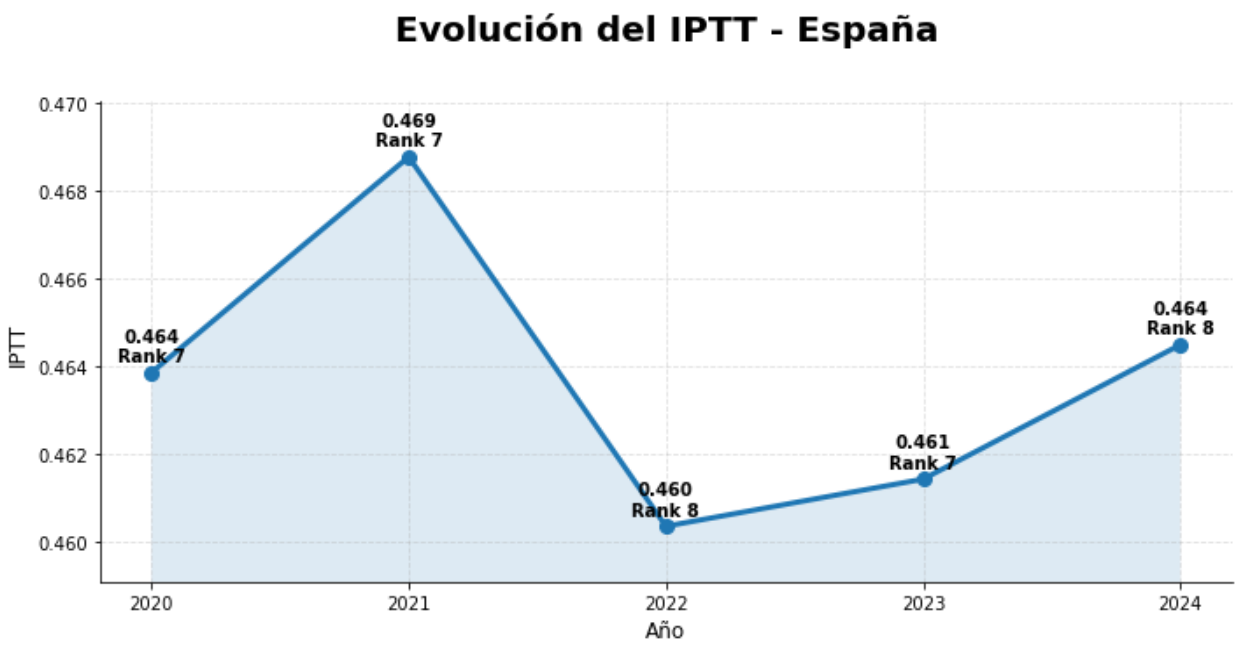
Ilustración 13 Evolución bottom países con menor IPTT



Fuente: Elaboración propia

En lo que respecta a España, se puede apreciar como ocupa el puesto número 8 del ranking total (Ilustración 10). Durante los años de la muestra, siempre ha ocupado una posición intermedia-alta. Esto refleja que España presenta un nivel relativamente favorable de preparación ante las tendencias tecnológicas, aunque todavía se sitúa por detrás de los países líderes del ranking. Su posición indica que el país cuenta con una base sólida en varias de las dimensiones analizadas, pero también con margen de mejora para alcanzar los niveles de preparación de las economías mejor posicionadas (Ilustración 14).

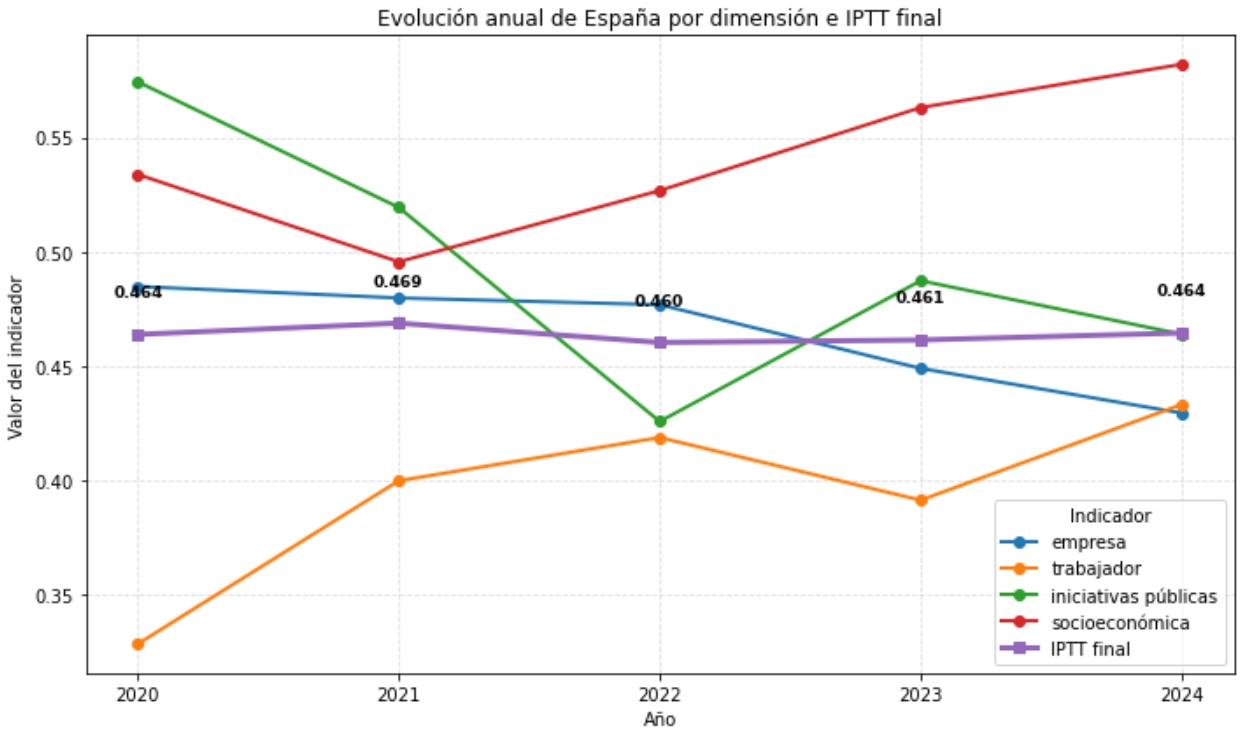
Ilustración 14 Evolución del IPTT en España



Fuente: Elaboración propia

Para comprender un poco más el resultado de España, se prestó atención a los resultados obtenidos previamente en cada una de las dimensiones que comprenden al indicador (Ilustración 15). La dimensión socioeconómica presenta la trayectoria más favorable, con una mejora sostenida desde 2021 hasta 2024. La dimensión trabajadora también experimenta una evolución positiva respecto al inicio del periodo, aunque con una ligera caída en 2023. En cambio, la dimensión empresa registra una tendencia descendente progresiva, lo que puede indicar una pérdida relativa de desempeño en los factores empresariales considerados. Por último, la dimensión de iniciativas públicas muestra una evolución más irregular, con una caída relevante hasta 2022, una recuperación parcial en 2023 y un nuevo descenso en 2024. Estos resultados sugieren que la preparación de España ante las tendencias tecnológicas no evoluciona de manera uniforme, sino que depende de avances y debilidades específicas en cada dimensión.

Ilustración 15 Evolución de las dimensiones del IPTT en España



Fuente: Elaboración propia

En conjunto, los resultados obtenidos nos permiten evaluar el nivel de preparación de los países a las tendencias tecnológicas y analizar su evolución en los últimos años. De esta manera, los países situados en las posiciones más altas presentan un desempeño más equilibrado entre las distintas dimensiones, mientras que aquellos en posiciones inferiores muestran mayores debilidades en alguno de los ámbitos analizados. En lo respectivo a España, muestra una posición relativamente favorable, pero no cabe duda de que presenta cierto margen de mejora en comparación con otros países del estudio.

3.5. Contraste de hipótesis de trabajo

Una vez construido el Índice de Preparación a Tendencias Tecnológicas y analizados los resultados obtenidos, se procede a comparar dichos resultados con las hipótesis planteadas al inicio del trabajo.

En lo respectivo a la primera hipótesis, *H1: Existen diferencias significativas entre los países europeos en cuanto a su nivel de preparación para afrontar los retos tecnológicos actuales y*

futuros, los resultados obtenidos permiten aceptar esta hipótesis. Los diferentes rankings analizados, tanto el total como el realizado por año, muestran diferencias claras entre los países europeos analizados, ya no solo por los valores que muestran en el indicador, sino por las diferentes posiciones que ocupan. Estas diferencias se mantienen a lo largo de los años de la muestra, por lo que refleja que la preparación tecnológica no es homogénea entre países europeos.

Por otro lado, la segunda hipótesis, *H2: Los países con mayor inversión en investigación y desarrollo, en educación y conocimientos tecnológicos presentan un mayor nivel de preparación,* puede aceptarse parcialmente. El indicador incorpora variables relacionadas con la inversión en investigación y desarrollo, en educación y conocimientos tecnológicos, por lo que países con mayor puntuación en estos aspectos, presentan una posición más favorable en el ranking.

Sin embargo, el índice está compuesto por diferentes dimensiones, cada una con sus respectivas variables y pesos. Por lo tanto, no se puede afirmar en su totalidad esta hipótesis a pesar de que algunos de los países con valores más altos en esas variables se encuentran en los puestos más altos de las clasificaciones. No obstante, no todos los que tienen un valor más alto en esas dimensiones tienen el puesto de clasificación más alto, como el caso de Alemania en la Dimensión Iniciativas Públicas (Ilustración 8).

En cuanto a la tercera hipótesis, *H3: España se encuentra en una posición media con respecto a otros países europeos,* se puede aceptar, pero con ciertos matices. España se encuentra en una posición intermedia, dentro de las 10 mejores en el ranking total, ocupando el puesto número 7 u 8 en función del año que estemos analizando. Es por ello por lo que podemos aceptar que en este estudio España se encuentre en una posición intermedia, pero debemos considerar que no todos los países europeos están siendo objeto de estudio, por lo que no podemos afirmar que ocupa el puesto número 8 entre los países europeos, pero, si podemos afirmar que ocupa una posición intermedia entre los países de la muestra.

Por último, la cuarta hipótesis, H4: *Las variables relacionadas con la digitalización, el empleo y las competencias tecnológicas presentan una alta contribución a la varianza explicada en el análisis de componentes principales* se puede aceptar con ciertos matices. Por lo general, las variables relacionadas con la digitalización, el empleo y las competencias tecnológicas muestran contribuciones relevantes dentro de las distintas dimensiones analizadas, reflejadas en sus cargas factoriales y en los pesos derivados del PCA.

En concreto, variables como la contratación de especialistas en tecnologías de la información, participación en formación continua y los indicadores de digitalización empresarial presentan contribuciones destacadas en la varianza explicada. Por otro lado, en la dimensión de iniciativas públicas, encontramos variables relacionadas con la inversión en investigación y desarrollo que también muestran una aportación significativa. Es cierto, que se debe tener en cuenta que otras variables tienen un papel relevante en la estructura de los componentes principales, por lo que su contribución se produce de manera conjunta con otras dimensiones del fenómeno estudiado.

En conjunto el contraste de hipótesis confirma que el indicador permite identificar diferencias entre países, analizar la posición relativa de España y destacar la importancia de ciertas variables. No obstante, los resultados deben interpretarse considerando el carácter multidimensional y la metodología empleada para la construcción del indicador final.

4. Conclusión y recomendaciones

Una vez construido el indicador compuesto, índice de Preparación ante Tendencias tecnológicas, se ha podido llegar a una serie de conclusiones. Tras la comparación entre los diferentes países a lo largo de los años de la muestra, el nivel de todos ellos de forma global e incluso la posición y evolución de España en este ámbito, los resultados sugieren que la preparación tecnológica no es homogénea entre los países. Existen diferencias relevantes tanto en los valores del indicador, como en las posiciones ocupadas dentro del ranking. Además, se ha podido examinar los países que presentan una mayor preparación gracias a elevados valores en variables relacionadas con conocimientos tecnológicos, continua formación, trabajos que requieren preparación y habilidades tecnológicas o países con inversión en investigación y desarrollo elevada. Por otro lado, se puede apreciar ciertos países que presentan una posición más vulnerable debido a una situación inferior que el resto de los países de la muestra.

4.1. Principales conclusiones del estudio

Tras lo expuesto anteriormente, los resultados indican que existen diferencias claras entre los países de la muestra en cuanto a la preparación a los cambios tecnológicos. Algunos países como Dinamarca, Países Bajos o Finlandia se encuentran de forma recurrente en las primeras posiciones de los rankings. Esto se debe a un desempeño elevado y equilibrado entre las diferentes

dimensiones que comprenden al indicador. Estos países destacan por una base sólida en aspectos vinculados a la digitalización, habilidades y conocimientos de los trabajadores en las empresas e inversión del país.

Por el contrario, países como Italia, Letonia, Lituania, Grecia o Eslovaquia, ofrecen resultados inferiores de forma recurrente. Esto demuestra que existen ciertas áreas que ponen en riesgo esta preparación en dichos países. Esto nos indica que la preparación tecnológica no depende únicamente de eventos puntuales, sino de una estructura más amplia y sostenida en el tiempo en el que no solo tiene peso una dimensión, sino el conjunto de una serie de variables que lo conforman.

También cabe destacar el carácter multidimensional del estudio. Los resultados muestran la importancia de destacar en todas las dimensiones que forman parte del indicador para lograr obtener una buena posición. La utilización de la agregación geométrica permite evitar que unos resultados compensen otros. De esta manera, países que puedan tener niveles superiores en una dimensión, como puede ser la socioeconomía, pero inferiores en otra, como pueda ser la dimensión empresa, no obtengan resultados muy elevados, sino más equilibrados.

Asimismo, la investigación ha permitido descubrir la posición que presenta España en este ámbito, siendo ésta relativamente favorable. España ocupa un puesto intermedio-alto dentro de la muestra analizada, con una posición 8 en el ranking, si bien esta posición debe interpretarse dentro de los límites de los países y años considerados en el estudio. Esto señala una base razonablemente sólida en capacidades y habilidades para afrontar los retos tecnológicos, pero no se debe olvidar que esta posición es dentro de los países de la muestra. Por todo ello, la posición es positiva, pero no está plenamente consolidada. Además, la evolución multidimensional es irregular. Esto demuestra que la evolución en las diferentes dimensiones no es regular. Las dimensiones empresa o iniciativas públicas muestra un desarrollo discontinuo mientras que la dimensión trabajadora y socioeconómica reflejan una trayectoria favorable. Esto sugiere que la preparación tecnológica de España no avanza de manera uniforme, sino que existen ámbitos concretos que requieren mayor atención. En conjunto, estos resultados deben interpretarse como una aproximación sintética al fenómeno analizado, y no como una medida absoluta o definitiva del nivel de preparación tecnológica de los países.

Por último, cabe destacar el análisis de sensibilidad que se realizó para comparar los resultados con el método de *Equal Weighting* y *Budget Allocation Process.* Ambas metodologías ofrecieron resultados similares, lo que refuerza la estabilidad del indicador ante distintos sistemas de ponderación. Aun así, el *Budget Allocation Process* fue el elegido, puesto que permitió incorporar el criterio experto en la ponderación de dimensiones sin alterar la estructura general de los resultados.

4.2. Implicaciones para las políticas de empleo y formación en España

Después del análisis realizado se pueden llegar a ciertas conclusiones de las implicaciones importantes para la política y el empleo de España. Como se observó en la revisión literaria, los cambios tecnológicos están cambiando las competencias demandadas en el ámbito laboral.

A pesar de la posición que presenta España con respecto a otros países de Europa, no se puede negar que existen áreas de mejora para alcanzar a los países más avanzados. Entre ellas podemos encontrar la necesidad de reforzar la formación continua y la recualificación de los trabajadores, especialmente en el contexto de la digitalización, automatización e inteligencia artificial. Es por ello por lo que se recomienda prestar especial atención a la educación en colegios, universidades y formaciones profesionales, ya que son el futuro del mercado laboral del país.

Por otro lado, tiene gran importancia impulsar la transformación tecnológica en las empresas, fomentando la inversión tecnológica, la innovación y la continua formación. Asimismo, las políticas públicas y la inversión del país no pueden dejar de lado este aspecto, deben prestar especial atención a la integración de estrategias sostenidas en el tiempo que permitan destacar al país y hacerlo prosperar estando preparado para afrontar e integrar cualquier reto tecnológico

4.3. Recomendaciones estratégicas para la adaptación tecnológica

A partir de los resultados obtenidos y las conclusiones extraídas, se pueden plantear varias recomendaciones estratégicas para mejorar la posición de España en el ámbito de conocimientos y habilidades tecnológicas para poder así fomentar la preparación a los futuros retos tecnológicos.

En primer lugar, se recomienda reforzar la formación continua de los trabajadores españoles y mejorar la educación de los más jóvenes enfocándola a desarrollar competencias tecnológicas que luego se puedan aplicar en el mundo laboral. Para ello, sería conveniente impulsar programas de formación accesibles, flexibles y adaptados a los distintos perfiles profesionales. La velocidad del cambio tecnológico exige una continua adaptación y formación continua para asegurar que sus competencias no se quedan obsoletas.

En segundo lugar, el país debe continuar invirtiendo en la investigación y desarrollo tecnológico y contar con unas infraestructuras adecuadas que permitan dicho desarrollo. De esta manera, podrán enfrentarse a los cambios tecnológicos y beneficiarse de ellos consiguiendo así diferenciarse de otros países.

Además, tanto las grandes, como las medianas y pequeñas empresas, deberían reforzar el apoyo a la digitalización empresarial. Los cambios continuos son innegables. La velocidad a la que llegan es destacable. Por ello, sería muy conveniente facilitar incentivos, asesoramiento o ayudas que les permitan integrar y desarrollar las nuevas tecnologías.

Por último, se recomienda la coordinación entre empresas, instituciones públicas y coordinación entre políticas públicas. La adaptación tecnológica requiere de una estrategia conjunta entre los diferentes actores para ser conocedores de las futuras necesidades en el mercado laboral y poder así preparar a la población para la futura demanda de talento. Además, de esta manera conseguiría el país retener el talento joven, un tema que ha sido de gran preocupación (European Parliament, 2023).

Finalmente, sería de gran interés realizar un seguimiento periódico al nivel de preparación tecnológico del país a través de un indicador similar al propuesto en el trabajo. Este tipo de mediciones permiten conocer el estado del país en un ámbito, identificar oportunidades de mejora, detectar debilidades y comparar el estado y evolución de España con respecto a otros países. De esta manera, el indicador no solo te permite conocer un análisis de la situación, sino que puede ser muy útil para utilizar dicha información para la toma de decisiones políticas y estratégicas.

4.4. Limitaciones del estudio y futuras líneas de investigación

Una vez realizado el estudio, cabe mencionar ciertas limitaciones que se deben tener en cuenta. En primer lugar, la construcción del indicador depende de la disponibilidad de datos. Algunas variables que se podrían considerar muy relevantes para el tema no pudieron incluirse debido a la falta de datos, ya que, algunas de ellas, eran sobre aspectos muy recientes y la falta de datos era muy elevada. Con el objetivo de incluir el máximo número de observaciones para lograr crear un indicador más sofisticado y preciso, no fueron incluidas.

En segundo lugar, debido a la falta de datos sobre ciertos países europeos, no todos ellos fue posibles incluirlos en el análisis. Habría sido de gran relevancia haber contado con un mayor número de países, ya que la comparativa podría haber sido mejor y la posición de España podría haber cambiado notablemente. Por ello, se debe interpretar dicha posición de forma relativa, no como algo absoluto.

En tercer lugar, no podemos olvidar la naturaleza de la información extraída. Todas las conclusiones surgen de valores que nacen de diferentes metodologías. Todas las aplicadas en el estudio, como la normalización, imputación, PCA, *Budget Allocation Process,* se realizaron con criterio y buscando crear un indicador que fuese lo más preciso posible y comprendiese información con elevado valor. A pesar de que dichas decisiones han sido justificadas a través de análisis de sensibilidad o estudios previos realizados, hay que considerar que otras metodologías podrían haber modificado los resultados obtenidos, así como que la selección y adscripción de algunas variables a sus dimensiones no siempre responde a una justificación teórica sólida, lo que representa una limitación metodológica relevante que debe tenerse en cuenta al interpretar los resultados.

Por último, el análisis se centra en una comparación cuantitativa. Es cierto que estos resultados permiten tener una visión cuantificable y dar valor a algo que aparentemente no lo tiene, pero no podemos olvidar que hay factores externos no considerados que pueden influir al fenómeno estudiado.

Como futuras líneas de investigación sería interesante ampliar el número de países y años analizados logrando así incluir un mayor número de observaciones. Además, de esta manera se podrían incluir algunas variables, como las relacionadas con la inteligencia artificial, que no

pudieron incluirse en el estudio por los temas mencionados anteriormente. También podría ser interesante tomar los valores de este estudio e intentar crear un modelo predictivo que permita analizar cómo de preparados estarán los países en unos años para poder así recomendar ciertas decisiones y poder anticiparse a posibles demandas futuras.

Bibliografía

Blanco, J. I. (2023). "¿Por qué la normalización es clave e importante en Machine Learning y Ciencia de Datos? Medium. https://jorgeiblanco.medium.com/por qu%C3%A9-la-normalizaci%C3%B3n-es-clave-e-importante-en-machine learning-y-ciencia-de-datos-4595f15d5be0

Borgonovi, F., Calvino, F., Criscuolo, C., Nania, J., Nitschke, J., O'Kane, L., Samek, L., & Seitz, H. (2023). *Emerging trends in AI skill demand across 14 OECD countries* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 2). OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/7c691b9a-en

European Commission. (2022). *Digital Economy and Society Index (DESI) 2022*. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/desi

European Commission. (2023). *Talent Boost Mechanism*. European Commission.

European Commission. (2024). *State of the Digital Decade 2024 Report*.

European Commission. (2024). *The Digital Economy and Society Index (DESI)*. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/des

Fern, o M. y M. G. (2007). Imputación de datos: Teoría y práctica. 54.

Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, *114*, 254-280

Gobierno de España. (2021). *España Digital 2026: Hoja de Ruta Estratégica*. Secretaría de Estado de Digitalización e Inteligencia Artificial.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). Multivariate Data Analysis (8th ed.). Cengage Learning.

Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 374(2065).

Lassébie, J., & Quintini, G. (2022). *What skills and abilities can automation technologies replicate*. OECD.

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons.

OECD. (2008). Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide. OECD Publishing, Paris. https://doi.org/10.1787/9789264043466-en

OECD. (2019). *How's Life in the Digital Age?: Opportunities and Risks of the Digital Transformation for People's Well-being.* OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/9789264311800-en

OECD (2024), *OECD Digital Economy Outlook 2024 (Volume 2): Strengthening Connectivity, Innovation and Trust*, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/3adf705b-en.

Piva, M., & Vivarelli, M. (2018). Is innovation destroying jobs? Firm-level evidence from the EU. *Sustainability*, *10*(4), 1279.

PopulationPyramid.net. (2026). *Población: España 2026*. https://www.populationpyramid.net/es/espa%C3%B1a/2026/

Smoter, M., & Szymczak, W. (2025). *NEETs in the digital age*. WeLaR Project, Institute for Structural Research (IBS)

Troyanskaya, O., Cantor, M., Sherlock, G., Brown, P., Hastie, T., Tibshirani, R., Botstein, D., & Altman, R. B. (2001). *Missing value estimation methods for DNA microarrays*. Bioinformatics, 17(6), 520–525. https://doi.org/10.1093/bioinformatics/17.6.520

Zhao, W. X., et al. (2023). *A survey of large language models*. https://arxiv.org/abs/2303.18223

5. Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, Macarena Flórez Montes estudiante de ADE y Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "Indicador compuesto sobre la medición de la preparación para la adaptación a los cambios tecnológicos: España en el contexto europeo", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. Brainstorming de ideas de investigación: Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.

2. Crítico: Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender.

3. Referencias: Usado juntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.

4. Metodólogo: Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.

5. Corrector de estilo literario y de lenguaje: Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.

6. Generador previo de diagramas de flujo y contenido: Para esbozar diagramas iniciales.

7. Sintetizador y divulgador de libros complicados: Para resumir y comprender literatura compleja.

8. Generador de problemas de ejemplo: Para ilustrar conceptos y técnicas.

9. Revisor: Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes

niveles de exigencia.

10. Traductor: Para traducir textos de un lenguaje a otro.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 1 de junio de 2026

Firma: Macarena Flórez Montes

6. Anexos

6.1 Fórmulas

1. Normalización Min-Max Scaling

Ecuación 2- Sección 3.2.3

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)}$$

Donde:

- x_{ij}es el valor original del país/año $i$en la variable j.
- $\min(x_j)$es el valor mínimo observado de la variable j.
- $\max(x_j)$es el valor máximo observado de la variable j.
- x'_{ij}es el valor normalizado entre 0 y 1.

2. Imputación KNN

Ecuación 2-Sección 3.2.4

$$\hat{x}_{ij} = \frac{1}{k} \sum_{r \in N_k(i)} x_{rj}$$

Donde:

- $\hat{x}_{ij}$es el valor imputado para la observación $i$en la variable j.
- $N_k(i)$es el conjunto de los $k$vecinos más cercanos a la observación i.
- x_{rj}es el valor de la variable $j$en el vecino r.
- $k$es el número de vecinos utilizados**.**

3. Imputación multivariable por regresión

Ecuación 3-Sección 3.2.4

$$X_j = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

El valor imputado sería:

$$\hat{X}_j = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \cdots + \hat{\beta}_p X_p$$

Donde:

- $X_j$es la variable que contiene valores faltantes.
- $X_1, X_2, \ldots, X_p$son las variables utilizadas como predictores.
- $\beta_0$es el intercepto.
- $\beta_1, \ldots, \beta_p$son los coeficientes estimados.
- εes el término de error.

4. PCA sobre matriz de correlaciones

Ecuación 4-Sección 3.31

Primero se calcula la matriz de correlaciones:

$$R = Corr(X)$$

Después se realiza la descomposición en valores y vectores propios:

$$Rv_k = \lambda_k v_k$$

Donde:

- Res la matriz de correlaciones.
- $\lambda_k$es el eigenvalue o valor propio de la componente k.
- $v_k$es el eigenvector o vector propio de la componente k.

La varianza explicada por cada componente se calcula como:

$$VE_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{j=1}^{p} \lambda_j}$$

La varianza acumulada es:

$$VA_k = \sum_{h=1}^{k} V\,E_h$$

Se seleccionaron las componentes necesarias hasta alcanzar:

$$VA_k \geq 0.80$$

5. Loading vectors del PCA

Ecuación 5-Sección 3.3.1

Los loading vectors se calculan como:

$$L_{jk} = v_{jk}\sqrt{\lambda_k}$$

Donde:

- L_{jk}es el loading de la variable $j$en la componente k.
- v_{jk}es el valor del eigenvector de la variable $j$en la componente k.
- $\lambda_k$es el eigenvalue de la componente k.

6. Obtención de pesos de variables mediante PCA

Ecuación 6

Ecuación 6a. Peso bruto ponderado por varianza-Sección 3.3.2

$$w_j^* = \sum_{k=1}^{m} |\,L_{jk}\,|\,VE_k$$

Ecuación 6b. Normalización de pesos-Sección 3.3.2

$$w_j = \frac{w_j^*}{\sum_{j=1}^{p} w_j^*}$$

7. Agregación aritmética ponderada

Ecuación 7- Sección 3.3.2

$$I_i = \sum_{j=1}^{p} w_j \, x'_{ij}$$

Donde:

- $w_j$es el peso de la variable j.
- x'_{ij}es el valor normalizado e imputado.
- Los pesos cumplen:

$$\sum_{j=1}^{p} w_j = 1$$

8. Agregación geométrica ponderada

Ecuación 8-Sección 3.3.3

$$I_i = \prod_{j=1}^{p} \left(x'_{ij}\right)^{w_j}$$

Donde:

- $w_j$es el peso de la variable o dimensión j.
- Los pesos cumplen:

$$\sum_{j=1}^{p} w_j = 1$$

$$IPTT_i = D_{empresa,i}^{0.35} \cdot D_{trabajador,i}^{0.25} \cdot D_{iniciativas,i}^{0.20} \cdot D_{socioeconómica,i}^{0.20}$$

9. Equal Weighting

Ecuación 9-Sección 3.3.3

$$w_j = \frac{1}{p}$$

Donde:

- $p$es el número de dimensiones.

$$w_j = \frac{1}{4} = 0.25$$

$$IPTT_i = \left(D_{empresa,i} \cdot D_{trabajador,i} \cdot D_{iniciativas,i} \cdot D_{socioeconómica,i}\right)^{1/4}$$

10. Budget Allocation Process, BAP

Ecuación 10-Sección 3.3.3

En BAP, los pesos se asignan según criterio experto:

$$\sum_{j=1}^{p} w_j = 1$$

$$w_{empresa} = 0.35$$
$$w_{trabajador} = 0.25$$
$$w_{iniciativas} = 0.20$$
$$w_{socioeconómica} = 0.20$$

$$IPTT_i = D_{empresa,i}^{0.35} \cdot D_{trabajador,i}^{0.25} \cdot D_{iniciativas,i}^{0.20} \cdot D_{socioeconómica,i}^{0.20}$$

11. MAE (Mean Absolute Error)

Ecuación 11

$$MAE = (1/n) \cdot \Sigma_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i|$$

Donde:

- n es el número de observaciones evaluadas.
- y_i es el valor real u original de la observación i.
- $\hat{y}_i$ es el valor imputado o predicho para la observación i.
- |·| indica el valor absoluto de la diferencia.

12. RMSE (Root Mean Squared Error)

Ecuación 12

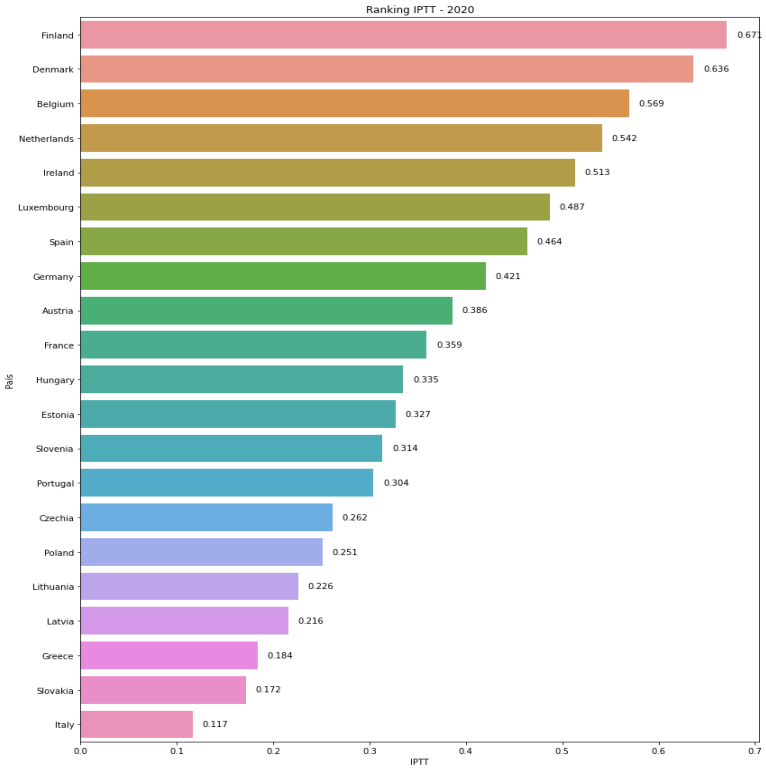
$$RMSE = \sqrt{((1/n) \cdot \Sigma_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2)}$$

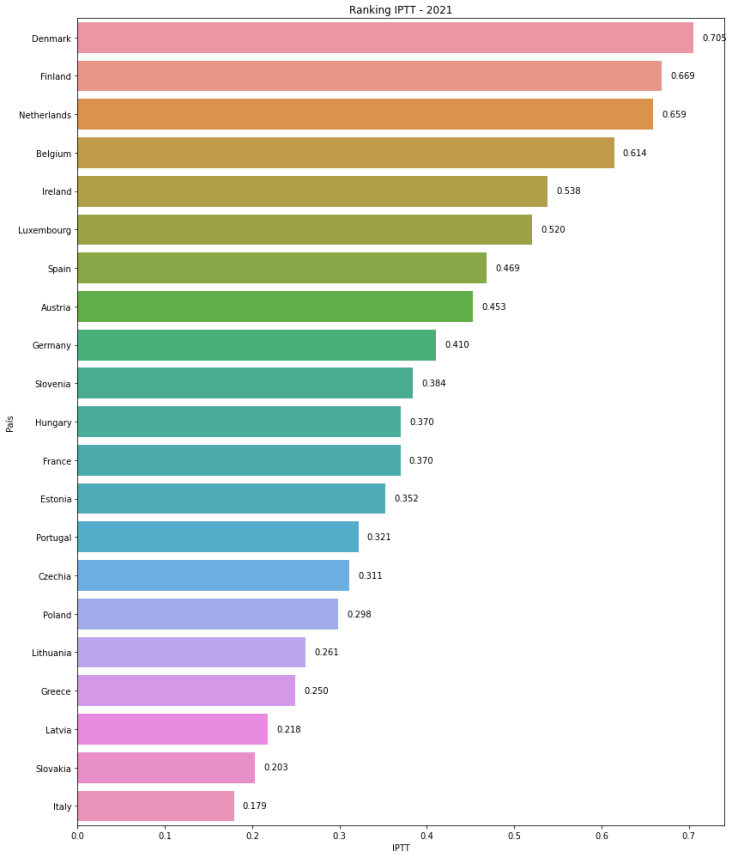
Donde:

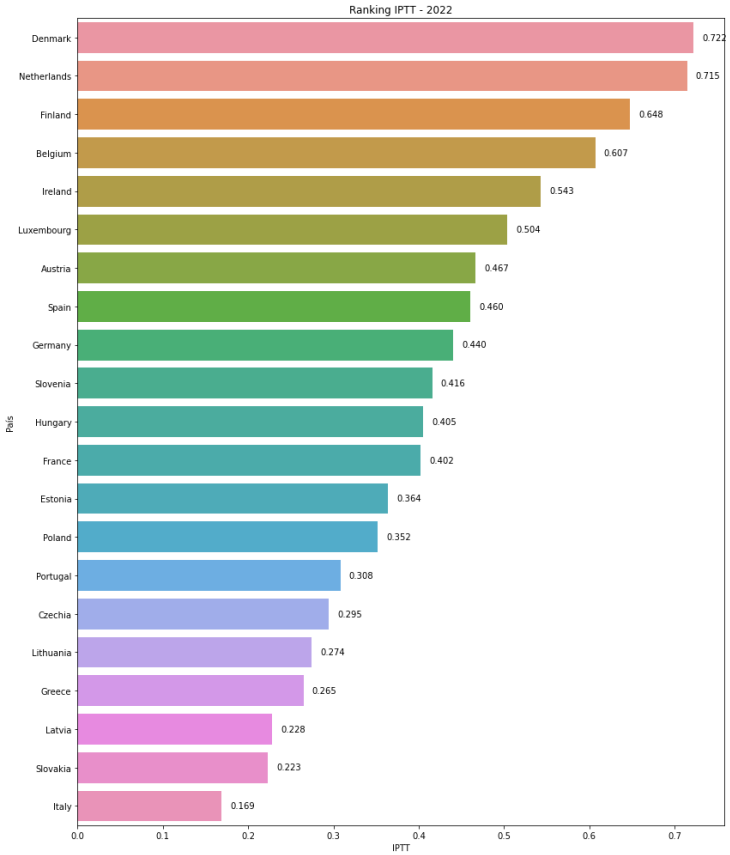
- n es el número de observaciones evaluadas.
- y_i es el valor real u original de la observación i.
- $\hat{y}_i$ es el valor imputado o predicho para la observación i.
- El cuadrado penaliza más los errores grandes que el MAE.

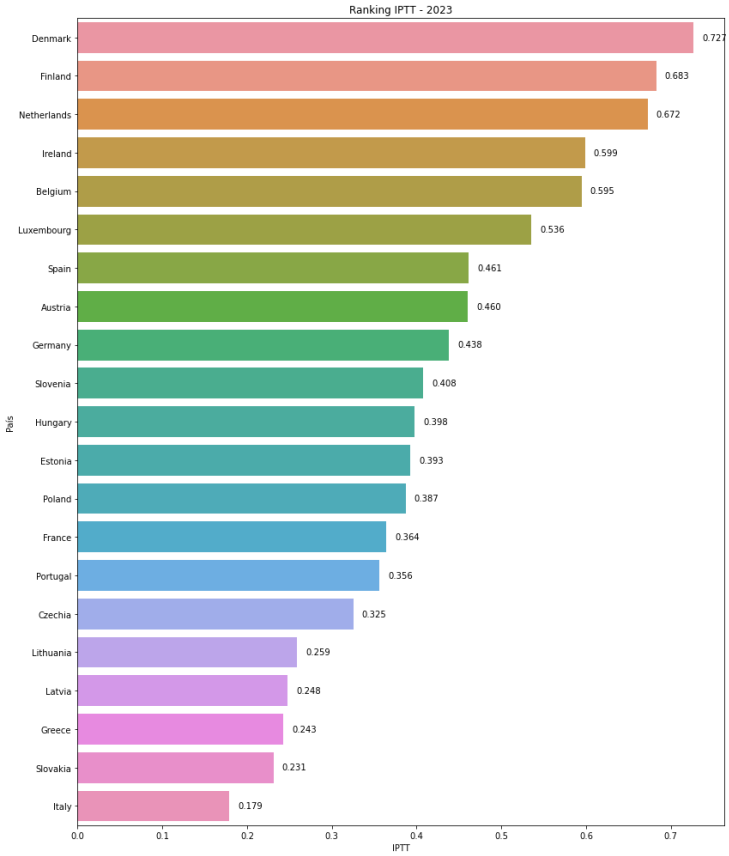
6.2 Ranking Annual IPTT por año

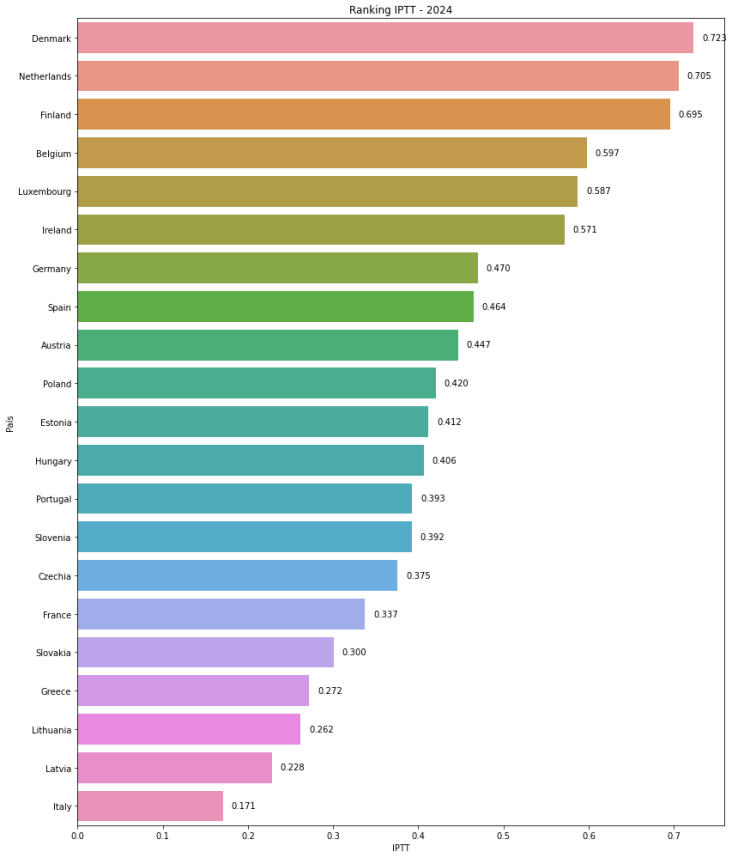
Ilustración 16 Ranking Anual IPTT




Ranking IPTT - 2021
Denmark 0.705
Finland 0.669
Netherlands 0.659
Belgium 0.614
Ireland 0.538
Luxembourg 0.520
Spain 0.469
Austria 0.453
Germany 0.410
Slovenia 0.384
Hungary 0.370
France 0.370
Estonia 0.352
Portugal 0.321
Czechia 0.311
Poland 0.298
Lithuania 0.261
Greece 0.250
Latvia 0.218
Slovakia 0.203
Italy 0.179
País
0.0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7
IPTT


Ranking IPTT - 2022
Denmark 0.722
Netherlands 0.715
Finland 0.648
Belgium 0.607
Ireland 0.543
Luxembourg 0.504
Austria 0.467
Spain 0.460
Germany 0.440
Slovenia 0.416
Hungary 0.405
France 0.402
Estonia 0.364
Poland 0.352
Portugal 0.308
Czechia 0.295
Lithuania 0.274
Greece 0.265
Latvia 0.228
Slovakia 0.223
Italy 0.169
País
0.0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7
IPTT


Ranking IPTT - 2023
Denmark
Finland
Netherlands
Ireland
Belgium
Luxembourg
Spain
Austria
Germany
Slovenia
Hungary
Estonia
Poland
France
Portugal
Czechia
Lithuania
Latvia
Greece
Slovakia
Italy
0.727
0.683
0.672
0.599
0.595
0.536
0.461
0.460
0.438
0.408
0.398
0.393
0.387
0.364
0.356
0.325
0.259
0.248
0.243
0.231
0.179
País
IPTT
0.0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7



Fuente: Elaboración propia