



Universidad Pontificia Comillas ICADE - ICAI

ESTUDIOS CUANTITATIVOS SOBRE LA RELACIÓN DE LA ECONOMÍA DE LA LONGEVIDAD CON EL PRODUCTO INTERIOR BRUTO

Clave: 201802362

MADRID | Junio 2023

ÍNDICE

1.	INTRODUCCIÓN	7
2.	OBJETIVO Y METODOLOGÍA	9
	2.1 Objetivo.....	9
	2.2 Metodología y Planteamiento del Modelo Estadístico.....	9
3.	ESTADO DE LA CUESTIÓN CONFORME AL ANÁLISI DEL PIB Y LA ECONOMÍA DE LA LONGEVIDAD	11
	3.1 Estado del Arte	11
	3.2 Selección de Variables	13
4.	ANÁLISIS DE CORRELACIÓN.....	16
	4.1 Correlación por Países	17
	4.2 Correlación Conjunta y Selección Final de Variables	34
5.	ANÁLISIS DEL MODELO DE REGRESIÓN	41
	5.1 Marco Teórico	41
	5.2 Comparación Efectos Fijos y Efectos Aleatorios	42
	5.3 Análisis del Modelo Base	49
	5.4 Modelo Incremental	54
	5.4.1 Modelo Individual por Variable	54
	5.4.2 Modelo Incremental	58
	5.4.3 Modelo Final	60
	5.5 CONCLUSIÓN FINAL	61
6.	BIBLIOGRAFÍA	62

TABLA DE FIGURAS

Figura 1. Relación Índice de Digitalización con el PIB per cápita	12
Figura 2. Correlaciones España	20
Figura 3. Correlaciones Gran Bretaña	21
Figura 4. Correlaciones Suecia	22
Figura 5. Correlaciones Francia	23
Figura 6. Correlaciones Portugal	24
Figura 7. Correlaciones Irlanda	25
Figura 8. Correlaciones Grecia	26
Figura 9. Correlaciones Polonia.....	26
Figura 10. Correlaciones Noruega.....	27
Figura 11. Correlaciones Bélgica	28
Figura 12. Correlaciones Austria	29
Figura 13. Correlaciones Italia.....	30
Figura 14. Correlaciones Finlandia	31
Figura 15. Correlaciones Dinamarca	32
Figura 16. Correlaciones Holanda	33
Figura 17. Excel Correlación Conjunta.....	34
Figura 18. Correlaciones Conjuntas Final	38
Figura 19. Correlaciones Excel Logaritmo Neperiano	39
Figura 20. Correlaciones Excel Logaritmo Neperiano Final.....	40
Figura 21. Modelo Efectos Aleatorios País	43
Figura 22. Modelo Efectos Aleatorios Año	43
Figura 23. Modelo Efectos Aleatorios Pais y Año	44
Figura 24. Modelo Efectos Fijos País	44
Figura 25. Modelo Efectos Fijos Año	45
Figura 26. Modelos Efectos Fijos Pais y Año	45
Figura 27. Modelo Efectos Fijos País LN	51
Figura 28. Modelos Efectos Fijos Pais y Año LN	51
Figura 29. Modelo Base Más Representativo	52

Figura 30. Modelo Efectos Aleatorios Crecimiento.....	53
Figura 31. Modelo Incremental Inflación.....	54
Figura 32. Modelo Incremental Datos Móviles.....	55
Figura 33. Modelo Incremental Velocidad.....	55
Figura 34. Modelo Incremental E_Gov.....	55
Figura 35. Modelo Incremental Fixed.....	56
Figura 36. Modelo Incremental QOL.....	56
Figura 37. Modelo Incremental Innov.....	56
Figura 38. Modelo Incremental C2.....	56
Figura 39. Modelo Incremental D2.....	57
Figura 40. FASE 2.....	58
Figura 41. FASE 3.....	59
Figura 42. FASE 4.....	59
Figura 43. FASE 5.....	60
Figura 44. FASE 6.....	60
Figura 45. Datos Modelo Final.....	61

RESUMEN:

La economía de la longevidad juega un papel muy importante a la hora de dar una imagen adecuada de cada país. El trato a las personas mayores, las ayudas y todas las inversiones para favorecer su vida cotidiana dice mucho de lo que puede ser la sociedad de un país. Sin embargo, ¿qué puede decir esto económicamente hablando? La población senior es la sección de la población que mayor porcentaje de contribuciones y gastos ejecuta en un país. Contribuciones para la ayuda a una economía circulante y reactivar el comercio interno, o gastos que supongan una serie de inversiones que hagan retroceder al país. En este punto es dónde queremos incidir. Comprobar con nuestros propios ojos la relación que tienen una serie de dimensiones de la economía de la longevidad con respecto a la conformación y crecimiento del producto interior bruto de un país. Observaremos detalladamente con un modelo de regresión los pesos de cada una de las variables conformadas en la base de datos estructurada especialmente para dicho análisis. A lo largo del proceso se darán las conclusiones pertinentes con los datos obtenidos.

PALABRAS CLAVE:

Economía de la Longevidad, PIB, Senior, Variables dependientes e independientes, Modelo de regresión.

ABSTRACT:

The longevity economy plays a very important role in giving an adequate image of each country. The treatment of the elderly, the support and all the investments to support their daily life says a lot about what a country's society can be. However, what can this say economically speaking? The senior population is the section of the population that makes up the largest percentage of contributions and expenditures in a country. Contributions to help a circulating economy and reactivate domestic trade, or expenditures that involve a series of investments that set the country back. This is where we want to focus our attention. To verify with our own eyes the relation that a series of dimensions of the economy of longevity have with respect to the conformation and growth of the gross domestic product of a country. We will observe in detail with a regression model the weights of each of the variables in the database structured especially for this analysis. Throughout the process we will give the pertinent conclusions with the data obtained.

KEYWORDS:

Longevity Economy, GDP, Senior, Dependent and independent variables, Regression model.

1. INTRODUCCIÓN

La economía de la longevidad juega un papel muy importante a la hora de dar una imagen adecuada de cada país. El trato a las personas mayores, las ayudas y todas las inversiones para favorecer su vida cotidiana dice mucho de lo que puede ser la sociedad de un país. Sin embargo, ¿qué puede decir esto económicamente hablando? La población senior es la sección de la población que mayor porcentaje de contribuciones y gastos ejecuta en un país. Contribuciones para la ayuda a una economía circulante y reactivar el comercio interno, o gastos que supongan una serie de inversiones que hagan retroceder al país. En este punto es dónde queremos incidir. Comprobar con nuestros propios ojos la relación que tienen una serie de dimensiones de la economía de la longevidad con respecto a la conformación y crecimiento del producto interior bruto de un país. Observaremos detalladamente con un modelo de regresión los pesos de cada una de las variables conformadas en la base de datos estructurada especialmente para dicho análisis. A lo largo del proceso se darán las conclusiones pertinentes con los datos obtenidos.

En la Sociedad actual, es un factor innegable que la esperanza de vida se está viendo incrementada cada año que pasa. Los descubrimientos tecnológicos, las innovaciones sanitarias y el estilo de vida actual promueven un rejuvenecimiento de la sociedad frente a las costumbres pasadas. Crean un mejor ecosistema donde el ser humano se siente más cómodo y con mayor capacidad de prolongar su vida en un caso de no padecer enfermedades o circunstancias especiales que produzcan la muerte a una persona antes de tiempo.

La economía de longevidad radica en todos los factores económicos que rodean a las personas mayores de 50 años. Es conformada y estudiada a través del modelo de sostenibilidad de *Oxford Economics*¹ y resulta de vital importancia poder entender el desarrollo de la economía de longevidad.

Al contrario de la creciente creencia sobre los gastos relativos a las personas con discapacidad, el gasto conjunto asumido por la población senior ayuda a la óptima circulación del mercado y favorece el comercio interior del país pues conlleva una mayor tasa de gasto per cápita.² Las personas mayores son la sección de la población que más contribuyen proporcionalmente en términos de gastos y favorecen a empresas y sector que se dedica a la

¹ Oxford Economics, Universidad de Salamanca. (2021). “Estudio de la economía de la longevidad en España”.

² Oxford Economics, Universidad de Salamanca. (2021). “Estudio de la economía de la longevidad en España”.

suministración de bienes y servicio.³ Este en España representa alrededor de un 60% del consumo nacional.⁴ Sin embargo, España es uno de los países con mayor esperanza de vida por lo que ocurre en otros países es distinto al panorama español. Sin embargo, todos los estudios confluyen en que el gasto de las personas mayores principalmente es destinado a la energía, vivienda y vida social.⁵

En cuanto al PIB de un país, diversidad de estudios analizan desde un marco teórico el valor que aporta la población senior al país. En 2019 en gastos directos las personas mayores aportaron un total de €170,505.00Mn en contribuciones directas y €94,756Mn⁶ en contribuciones indirectas. Es decir, una cadena de contribuciones que, además de favorecer la circulación de la economía también aporta en términos fiscales.

Sin embargo, el desafío en este caso es que dicha longevidad y aumento de la esperanza de vida se traslada al aumento de personas que tienden en el caso general a no participar activamente en la economía y a requerir gastos y tratamientos extras para su cuidado y día a día. Por consiguiente, surge la preocupación y estereotipo entre los investigadores y población de que la histórica relación positiva entre la longevidad y la economía de la longevidad se esté posiblemente fragmentando.⁷ Y es que desde el punto de vista económico, aunque sea una de las secciones de la población que más aporta al PIB en materia de contribuciones, los especialistas no ven tan claro que diferentes dimensiones de la economía de la longevidad afecten negativamente al PIB de un país como es el emprendimiento y mercado laboral senior, la participación senior en la sociedad y la seguridad financiera senior. El hecho de que la población senior aumente desproporcionalmente genera que un mayor porcentaje de personas que no están trabajando y que, por tanto, su cuidado, sanidad y diferentes gastos relativos generan en su totalidad un mayor número de gastos por parte de los Estados, y por consiguiente, un posible menor Producto Interior Bruto. Es estimado popularmente que los gastos relativos a las personas mayores en sus respectivas dimensiones dañen la situación económica de un país y este hecho es el que queremos comprobar. Este Trabajo Final de Grado pretende estudiar el hecho de que el aumento de la economía de la longevidad impacte de manera negativa a la conformación y desarrollo del PIB de un país. Desafiar las creencias populares de que las personas mayores y la inversión en ellas no

³ Oxford Economics, Universidad de Salamaca. (2021). *“Estudio de la economía de la longevidad en España”*.

⁴ Estado Español. Instituto Nacional de Estadística.

⁵ Oxford Economics, Universidad de Salamaca. (2021). *“Estudio de la economía de la longevidad en España”*.

⁶ Oxford Economics, Universidad de Salamaca. (2021). *“Estudio de la economía de la longevidad en España”*.

⁷ Scott AJ. “Achieving a three-dimensional longevity dividend. Nat Ageing 2021”.

impacta de manera favorable en la economía de un país y que tan solo impactan de manera positivamente en cuanto al gasto per cápita que ayuda a la circulación de la economía.

2. OBJETIVO Y METODOLOGÍA

2.1 Objetivo

El presente trabajo de investigación académica se centra en el análisis del impacto de la ‘Economía de la Longevidad’ (‘Longevity Economy’) en la evolución y conformación del Producto Interior Bruto (PIB) a nivel europeo. Este término hace referencia al estudio de los retos y oportunidades económicas surgidas de la macrotendencia demográfica relacionadas con el envejecimiento de la población.

Para la consecución de este trabajo, se pretenden utilizar diferentes macro indicadores y variables para analizar el peso y el impacto de distintas dimensiones de la ‘Economía de la Longevidad’ conforme al PIB. Se recogerán datos de distintos países a nivel europeo de diferentes índoles con el objetivo de enmarcar la mayor extensión posible de la Unión Europea.

Como fin último, el trabajo quiere demostrar las relaciones socioeconómicas de distintas dimensiones de la economía de la longevidad junto con el PIB de un país y mostrar el peso significativo que poseen en la conformación de dicho indicador macroeconómico.

2.2 Metodología y Planteamiento del Modelo Estadístico

Con el fin de conseguir los objetivos propuestos en este Trabajo de Fin de Grado, se realizará un estudio inductivo mediante la utilización de técnicas cuantitativas (estudios de correlación, imputación de datos lineales y modelos de regresión) que nos permitan poder estudiar desde una perspectiva analítica el impacto de la ‘Economía de la Longevidad’ sobre el PIB. Para ello, se seguirán una serie de tareas para realización final del estudio.

1. Identificación de Indicadores y Recopilación

Se estudiará la elección de diferentes indicadores que tengan un peso significativo a la hora de analizar el PIB. Dentro de estos, se recogerán datos referentes a diferentes

dimensiones en las que puede verse una persona mayor relacionada en su día a día. Dimensiones que se recogerán desde un ámbito estrictamente de la economía de la longevidad como la participación senior en el mercado laboral, hasta otras dimensiones que no se correlacionan específicamente con las personas mayores, pero que sí tienen su importancia en el día a día de la población senior. Entre estas figuran la dimensión de digitalización (*International Intercommunication Union, World Bank, y Wireless Intelligence*), calidad de vida (Índice de Innovación e Índice de Calidad de Vida) y otros factores macro que afectan al PIB y al día a día de las personas mayores. Con respecto a las dimensiones de la economía de la longevidad estas serán extraídas del respectivo índice de ‘*Longevity Economy Tracker*’ realizado previamente por un estudio de la Universidad Pontificia Comillas⁸ del que tuve suerte de formar parte como asistente de investigación. En él se extraerán dimensiones relativas al emprendimiento y mercado laboral senior, participación senior en la sociedad, y su seguridad financiera.

2. Descarga de los datos y Estructuración

Una vez obtenidos los datos, se modelarán y estructurarán para que sean accesibles a los estudios que posteriormente se llevarán a cabo. La obtención de los datos es un aspecto complicado en la investigación debido a la limitación en la que se puede encontrar un investigador por la falta de datos. Frente a posibles problemas de ausencia de datos se utilizarán herramientas estadísticas para paliar con el posible problema.

3. Primer estudio de Correlación

Se llevará a cabo un estudio de las correlaciones entre las variables independientes para evitar la redundancia de información e intentar sonsacar la base de datos más eficiente para posteriormente realizar un estudio de correlación. Durante el estudio de correlaciones se analizarán diferentes patrones y finalmente se decidirá con qué variables nos queremos quedar.

4. Estudio de Regresión y Modelo Final de Regresión

Resuelta la base de datos final, se procederá con el estudio de un modelo cuantitativo basado en modelos de regresión para finalmente conseguir el modelo más ajustado que proporcione de la manera más eficiente la mayor información posible sobre la relación entre las variables independientes y la variable dependiente, la cual será el PIB.

⁸ Aracil, E. Roch, D. Díaz-Aguiluz, E. (2022) Universidad Pontificia Comillas. “*Indicador sobre el progreso de la Economía Plateada en España, Francia y Portugal. Silver Economy Tracker*”

5. Conclusiones

Obtenido el modelo final se tomará conclusión final sobre los resultados obtenidos.

Esta metodología nos parece la más adecuada dado que se trata de analizar el impacto de estas dimensiones senior con el fin de evaluar el peso que tienen en el desarrollo económico de un país. Así, el Trabajo adquiere objetividad y fundamento sobre el análisis de estas dimensiones.

3. ESTADO DE LA CUESTIÓN CONFORME AL ANÁLISI DEL PIB Y LA ECONOMÍA DE LA LONGEVIDAD

3.1 Estado del Arte

Para la consecución del trabajo utilizaremos como método final un modelo de regresión. Dentro del modelo de regresión para comprobar la relación que tienen las diferentes dimensiones de la economía de la longevidad con el PIB de un país, hemos considerado la importación de otros tipos de variables que anteriormente hayan sido estudiadas y analizadas respecto al PIB de un país y que aporten al modelo de regresión. Así podemos obtener un modelo completo que nos facilite la información de una manera más consistente sobre la relación de las variables senior con el PIB. Dentro de las diferentes áreas que hemos querido incluir en nuestro análisis están: la digitalización, la inflación como indicador macroeconómico y la calidad de vida.

En cuanto a la digitalización, existen estudios sobre la relación entre la digitalización con la población senior⁹ y la relación de la digitalización con el PIB de un país¹⁰. Las personas de mayor edad son la sección de la población con menor porcentaje de uso de los medios electrónicos para el desarrollo de su vida cotidiana. A medida que pasan los años las personas mayores mejoran sus capacidades en torno a las nuevas tecnologías, sin embargo, son el tramo de edad con menor actividad tecnológica. Es de conocimiento técnico entre diferentes estudios que la mejora y tecnologías favorece el aumento de la esperanza de vida y que, a su vez, la incorporación de las nuevas tecnologías a las vidas de las personas mayores es

⁹ Oxford Economics, Universidad de Salamaca. (2021). *“Estudio de la economía de la longevidad en España”*.

¹⁰ ELSEVIER Ltd. (2013) *“Measuring digitization: A growth and welfare multiplier. Technovation”*

demostrado que mejora tanto la economía de la longevidad como la calidad de vida de la población senior.

Además, es demostrado junto con el estudio del índice de digitalización, que a través de modelos estadísticos se puede afirmar que el índice de digitalización de un país contiene una relación significativa positiva con el desarrollo económico de un país y con el nivel adquisitivo per cápita.

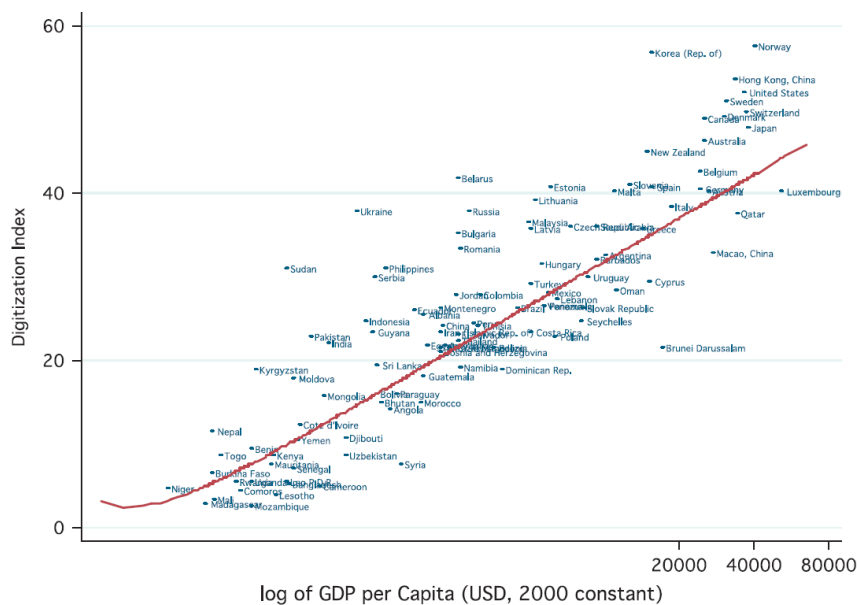


Figura 1. Relación Índice de Digitalización con el PIB per cápita.

Conforme a la calidad de vida, existen también diversos trabajos académicos que relacionan positivamente la economía de la longevidad con la calidad de vida, y la calidad de vida con el PIB. Los dos trabajos expresan una relación significativa entre ellas. Se asume mediante análisis de métodos estadísticos la relación positiva entre los factores que conforman el índice de calidad de vida y el desarrollo tanto de la economía nacional de un país como de las condiciones económicas de las personas mayores. El índice de calidad de vida es mayor cuando existe una persona que está más educada, vive más tiempo, se sabe adaptar a las mejoras tecnológicas y cuando existe una óptima circulación de mercado en la economía. El estudio

en cuestión examina la relación de 8 indicadores del índice de calidad de vida y demuestra la relación estadística positiva entre dichos indicadores, la calidad de vida del particular y el desarrollo del PIB nacional y per cápita. Respecto de la longevidad, el estudio dedicado dictamina que cuanto mejores condiciones de vida y calidad de vida haya en un país, mejor ajustado será el ecosistema para lidiar con las necesidades y problemas de las personas mayores a día de hoy.

En cuanto a la inflación, es innegable que la subida de tipos de interés y el índice de precios de consumo tienen una relación directa con el PIB de un país como con la economía de la longevidad. Diversos estudios socioeconómicos se han efectuado para expresar la relación entre el PIB y el IPC. Entre ellos los autores difieren en los resultados finales, pero lo que caracteriza al conjunto de ellos es la conclusión de que existe firmemente una relación significativa entre las dos variables. Con respecto a la economía de la longevidad, la situación económica y subida de tipos produce una indefensión por parte de las personas mayores. Usualmente no disponen de una gran capacidad de generar riqueza por su edad, por ello, cualquier inestabilidad en el marco financiero las personas mayores son principalmente afectadas.

Y, por último, la relación entre la economía de la longevidad y el PIB de un país. Resumidos trabajos han tratado el análisis estadístico de esta relación y todos ellos han conformado la misma conclusión. El buen desarrollo de la economía de un país facilita las provisiones de las personas mayores hacia las necesidades que deben cubrir, y por tanto, cuanto mejor sea la situación económica de un país mayores serán los recursos que disponga la población senior.

Sin embargo, excluyendo la dimensión económica de la economía de la longevidad ¿cómo afecta otras dimensiones de las personas mayores en la conformación del PIB de un país en Europa?

3.2 Selección de Variables

Por ello, hemos decidido hacer una selección específica de las variables que íbamos a escoger para proceder con el análisis y modelos. El criterio general que hemos seguido a la hora de seleccionar las variables se puede basar en dos vertientes:

- (a) La no interposición con variables recogidas en el PIB, ya que ello crearía multicolinealidad en el modelo. Las variables que posee el PIB en su cálculo son: (i) Consumo, (ii) Inversión, (iii) Gasto público, (iv) Importaciones, y (v) Exportaciones.¹¹
- (b) Variables relevantes y no redundantes dentro del marco de las dimensiones escogidas para el modelo de regresión: (i) variables macroeconómicas, (ii) variables de digitalización, (iii) variables de calidad de vida, y (iv) variables senior.

Variables de Digitalización

Respecto a las variables de digitalización, hemos seguido los preceptos establecidos en el ITU¹². Para ello hemos estudiado las variables relevantes en el estudio de digitalización por países y que al mismo tiempo no estuviera correlacionadas con el PIB. Dentro de las elegidas, la selección ha sido apoyada principalmente por dos artículos profesionales, los cuales afirmaban el peso y relación de cada una de sus variables con su estudio analítico.

Estos son *Technovation in Press*¹³ y *The ITU ICT SDG indicators*¹⁴. Finalmente, las variables escogidas fueron:

- (a) ***Mobile Data Usage per mobile broadband subscription***. (ITU). Refleja la evolución en la cantidad de datos móviles por suscripción.
- (b) ***Internet Purchases by Individuals***. (Eurostat). Refleja el porcentaje de la población que compra a través de internet.
- (c) ***Broadband Speed Coverage***. (ITU). Refleja la velocidad media del ancho de banda en cada país a lo largo del tiempo.
- (d) ***Individuals using the internet***. (Eurostat). Refleja el porcentaje de particulares que usan internet.
- (e) ***Individuals interacting with public services via internet***. (Eurostat). Refleja el porcentaje de particulares que a través de internet interactuó con las entidades públicas.
- (f) ***Digital Inclusion***. (Eurostat). Refleja el índice de acceso a medios e instrumentos digitales en el país.
- (g) ***E-Commerce per individuals***. (Eurostat). Refleja el porcentaje de particulares que su principal trabajo se basa en medios digitales y no en medios físicos.

¹¹ Disponible en: <https://economipedia.com/definiciones/producto-interior-bruto-pib.html>

¹² International Telecommunications Union

¹³ ELSEVIER Ltd. (2013) "*Measuring digitization: A growth and welfare multiplier. Technovation*"

¹⁴ Disponible en: <https://www.itu.int/en/ITU-D/Statistics/Pages/SDGs-ITU-ICT-indicators.aspx>

- (h) *E-Government activities of individuals via website*. (Eurostat). Porcentaje de particulares que obtienen información o beneficios de entidades públicas a través de internet.

Variables de Calidad de Vida

Se han seleccionado variables que reflejasen diferentes ámbitos de la calidad de vida de las personas en general. Para ello, hemos conformado esta dimensión con dos variables:

- (a) *Quality of Life Index*¹⁵. Presenta un índice compuesto que contiene el datos del poder adquisitivo per capita, datos de seguridad, datos de sanidad, datos de costo de vida, datos de relación precio/ingresos para propiedades, datos de tiempo de desplazamiento medio en tráfico, datos de contaminación y datos sobre el clima del país. Como observamos un índice compuesto completo, pero que no contiene ninguna variable estrechamente relacionada con el cálculo directo del PIB.
- (b) *Global Innovation Index*¹⁶. Refleja en índice de innovación en el país tanto de sus habitantes, de sus empresas como del Estado.

Variables Senior

Para las variables senior hemos acudido a un estudio realizado por la Universidad Pontificia Comillas en el que se realiza un índice para la economía de la longevidad¹⁷. El trabajo recoge numerosas dimensiones acerca de la esfera de las personas mayores en cualquier ámbito. Sin embargo, en este trabajo para que no se interpongan con el PIB, hemos escogido las siguientes dimensiones que consideramos explican de manera elocuente el comportamiento de la población senior.

- (a) *C2, Mercado de Trabajo Silver Senior*. Recoge todos los datos acerca del emprendimiento y la situación la laboral de los españoles en Europa.
- (b) *D1, Participación en la Sociedad Senior*. Mide la participación activa y social de las personas mayores en Europa.
- (c) *D2, Seguridad Financiera Senior*. Estima la seguridad financiera y capacidad económica en la que se ve envuelta la población senior en Europa.

¹⁵ Disponible en: <https://es.numbeo.com/calidad-de-vida/clasificaciones-actuales>

¹⁶ Disponible en: <https://www.globalinnovationindex.org/analysis-indicator>

¹⁷ Aracil, E. Roch, D. Díaz-Aguiluz, E. (2022) Universidad Pontificia Comillas. "Indicador sobre el progreso de la Economía Plateada en España, Francia y Portugal. Silver Economy Tracker"

Variables Macro

Para compaginar el estudio de las diferentes variables hemos querido añadir una variable macroeconómica que complemente el análisis de las diferentes variables. Dicha variable ha sido estudiada en numerosos estudios sobre su relación con el PIB. Además de incorporar nuestra variable dependiente, el PIB, que es considerada como una variable macroeconómica.

(a) **% Inflation change from previous year.** (Eurostat). Refleja el cambio anual del IPC por países en la Unión Europea.

(b) **National GDP.** (Eurostat). Refleja el producto interior bruto por países cada año.

Acerca de la estructura de los datos, el 98.6% de ellos han sido disponibles para efectuar los siguientes análisis. El 1,4% de los datos que no se pudieron obtener, realizamos una imputación de datos a través de *IBM SPSS Statistics*, el cual imputaba los datos restantes mediante regresiones lineales múltiples.

Los años en los que se efectúa el análisis comprenden el **rango entre el 2012 y el 2020 incluidos.**

4. ANÁLISIS DE CORRELACIÓN

Nombres de Variables en la Base de Datos.

- **GDP** = PIB del País
- **% Inf o %I..2**= Cambio en la inflación respecto del año previo
- **Mobil**= Mobile data usage per mobile broadband subscription
- **Inter**= Internet Purchases by Individuals
- **Broad**= Broadband Speed Coverage
- **%Ind...6**= Individuals using the internet
- **%Ind...7**= Individuals interacting with public services via internet
- **Inclu**= Inclusión Digital entre Individuos
- **%E-c**= E-Commerce in the market
- **E-Gov**= E-Government activities of individuals via website
- **Fixed**= Fixed Broadband Subscriptions
- **QOL**= Índice de Calidad de Vida
- **Innov**= Innovation Index
- **C2**= Mercado Laboral Senior
- **D1**= Participación Senior en la Sociedad

- **D2= Seguridad Financiera de las Personas Senior**

4.1 Correlación por Países

Antes de comenzar a implementar los modelos para poder obtener los resultados finales, debemos primero verificar la calidad de los datos que poseemos en nuestra base de datos. Para ello, estudiaremos la correlación entre las diferentes variables independientes y la variable dependiente, y así denotar si nuestro espectro de datos posee multicolinealidad entre las variables independientes o si existen relaciones sistemáticas entre las dependientes y las independientes.

El término correlación se refiere a la medida estadística utilizada para reflejar la relación lineal entre dos variables. Dentro del rango de resultados que nos podemos encontrar a la hora de analizar la correlación entre las variables, este varía entre 1 que refleja una correlación positiva perfecta, 0 reflejando la ausencia de correlación y -1 que indica una correlación negativa perfecta. Una correlación fuerte entre dos variables se puede dar tanto de forma positiva como negativa. ¿Qué quiere decir esto? Una correlación fuerte entre dos variables supone una relación proporcional y sistemática entre ellas, es decir, supone que cuando hay modificaciones en una de las variables la otra variable fuertemente correlacionada se asocia con modificaciones de estilo similar.

Dentro de la interpretación matemática que se puede ejercer a la hora de analizar las correlaciones existen diferentes matices y rangos.¹⁸ En cuanto a la relación de las variables independientes, una correlación significativa entre ellas supone contener una base de datos donde la información es redundante y poco consistente. Al contrario, relaciones significativas entre la variable dependiente y variables independientes no derivan directamente un problema de precisión sino que más bien de ello depende si hay endogeneidad. Una correlación 1.00 – 0.90 refleja una muy fuerte relación positiva/negativa entre las dos variables. Una correlación 0.90 – 0.70 que significa una fuerte correlación. Una correlación 0.70 – 0.50 la cual significa que es una correlación moderada con la que se puede empezar a trabajar, cuanto menor sea dicho coeficiente mejor entre las variables independientes. Una correlación 0.50 – 0.30 precisa una relación leve entre las dos variables. Y, por último, una correlación 0.30 – 0.00 la cuál presupone la inexistencia de correlación *per se*. En este trabajo consideramos como una

¹⁸ Statistics Corner. "A guide to appropriate use of Correlation coefficient in medical research"

fuerte correlación entre variables, sin importar el signo, las que superen el 0.70. No obstante, la correlación entre variables no indica que las mismas establezcan los cambios en la otra, sino más bien que conforme una cambie la otra cambia proporcionalmente según el signo de su correlación. ¿Y qué indica realmente una correlación fuerte entre variables en cuanto a un modelo de regresión?

El hecho de disponer de variables independientes que estén muy correlacionadas significa que entre ellas mismas pueden estar dispensando el mismo resultado frente a el modelo. Con ello se convierte en una tarea complicada el poder concretar el valor e impacto que tiene cada variable en el modelo. Conduce, por tanto, a un modelo con información redundante dónde incluye variables que no aportan un valor adicional y que no suponen *per se* una mejora en la capacidad analítica del modelo. Así pues, los coeficientes de regresión pueden convertirse en medidas no consistentes, lo cual imposibilite la correcta interpretación del peso que ejerce cada variable en el modelo.

La alta correlación provoca que dichas variables y sus coeficientes sean más sensibles frente a los cambios, y por ello generar un modelo que no sea robusto y menos confiable en comparación de si se dispusiese solamente de variables no correlacionadas.

Por añadidura, la existencia de un nivel significativo de correlación entre variables independientes conlleva un aumento en el espectro del error estándar. Disponer de diferentes datos que, al fin y al cabo, convergen en el mismo resultado, crea una mayor varianza de los coeficientes de regresión. Y a su vez, una mayor probabilidad de error determinándose como un modelo poco preciso con variables que puede dar coeficientes confusos. En resumen, la evasión de variables fuertemente correlacionadas ayuda a obtener resultados más consistentes y con un nivel de confianza mayor.

Todo ello, respecto al ámbito de un modelo de regresión se traslada al concepto de multicolinealidad. Este es un fenómeno que ocurre cuando en un modelo de regresión entre las variables independientes del modelo existe una correlación fuerte que imposibilita la efectiva realización del modelo, puesto que no dispone de la información adecuada y ajustada para poder llevar a cabo un modelo de regresión preciso. Al igual que la correlación, dicho término refleja que las variables independientes del modelo sufren una considerable interdependencia entre ellas y, por tanto, dispensan información redundante no necesaria para el adecuado procedimiento del modelo. Tener un modelo con multicolinealidad complica la interpretación del objetivo fundamental de un modelo de regresión, analizar los efectos

individuales y el peso que tiene cada variable independiente con respecto a la variable dependiente. ¿Y en qué maneras un modelo con multicolinealidad dificulta esta tarea?

Tal y como pasa con la correlación fuerte entre variables independientes, al fin y al cabo, es la causa de la multicolinealidad en un modelo, dispone varias desventajas similares a lo expuesto anteriormente. Los coeficientes de regresión debido a la redundancia pierden precisión por lo que el modelo se vuelve menos seguro. Aumenta el espectro de errores estándar entre los coeficientes con una varianza alta, lo que a su vez impide la interpretación correcta de los datos. Provoca una mayor sensibilidad en los datos que por consiguiente dificulta la selección de las variables que deben ser incluidas a la hora de crear el modelo. Y como complicación específica de la multicolinealidad, la afección de una alta correlación resulta en la limitación de la habilidad predictiva del modelo. Cuánto menos robustos sean los datos dispuestos, el modelo no podrá predecir de la mejor forma la relación entre las variables independientes y la dependiente.

Como ya hemos presupuesto, las correlaciones fuertes entre variables independientes son posible tengan un efecto negativo a la hora de llevar a cabo los modelos de regresión. Sin embargo, en el análisis inicial del proceso unas correlaciones significativas entre variables disponen de su respectiva utilidad. Patrones y relaciones relevantes se puede dilucidar a través de este tipo de instrumentos. Por consiguiente, además de utilizar las correlaciones para excluir las variables que no sean valiosas para el modelo, podremos sonsacar patrones que nos den las primeras conclusiones del trabajo. Pues bien, comenzaremos analizando el comportamiento de las respectivas variables por los países y así comenzar nuestro estudio analítico sobre la importancia de las variables senior en torno al PIB de un país y variables relacionadas con el índice de digitalización del país.

1. España

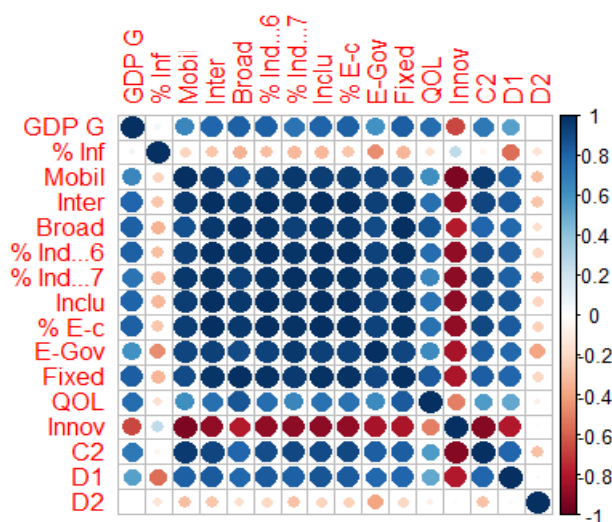


Figura 2. Correlaciones España

Tomamos España como primera muestra a la hora de medir la correlación entre las variables depositadas. Antes de comenzar con dicho análisis, debemos primero asentar que cada país se comporta de una manera diferente por lo que a lo largo de este primer análisis los datos seguramente difieran entre ellos. Muchos serán similares, pero habrá varias diferencias.

En el caso de España podemos observar que son los datos macro como la Inflación y el PIB los que menos correlación disponen frente a las demás variables independientes. En España el crecimiento de la digitalización se ha visto relacionado en cada una de sus facetas. Desde el ámbito individual del ciudadano hasta el manejo de las instancias públicas. La fuerte correlación entre todos los datos relacionados con la digitalización presupone que la evolución acontecida en España con respecto a las tecnologías fue equitativa y proporcional en cuenta al ámbito en el que se reflejase. Por añadidura, observamos que dicha equidad en la evolución de la digitalización se relaciona directamente de una fuerte manera con la mejora de condiciones de la población senior en cuanto a su mercado laboral y su participación social. Lo cual, si lo pensamos, tiene mucho sentido respecto que debido al hecho de que la digitalización ha supuesto una evolución proporcional en la esfera del individuo, además ha ayudado a la población senior a integrarse de mejor manera a causa de una mayor exposición.

Observamos también que los índices relacionados con el modo de vida del país, como son el de Calidad de Vida (QOL) y el de innovación, disponen también de una fuerte relación directa positiva y negativa. Siendo interesante la relación negativa de la innovación frente a las variables de digitalización, la cual miraremos con más detalle posteriormente. Por último, he de subrayar que la seguridad financiera de la población senior no se ve afectada por cualquiera de las demás variables.

2. Gran Bretaña

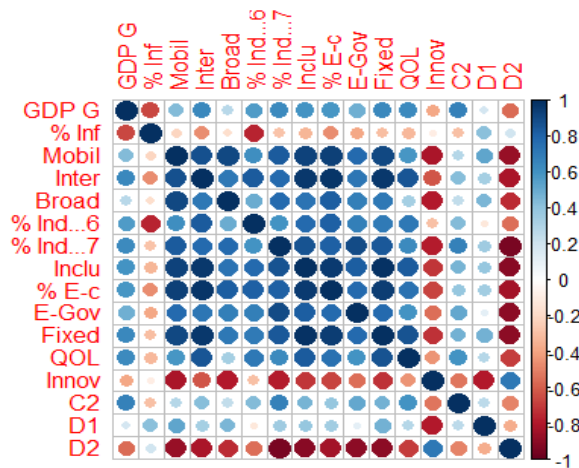


Figura 3. Correlaciones Gran Bretaña

Respecto a Gran Bretaña sigue una línea similar a la española respecto a las correlaciones de las variables de digitalización. Las variables macro siguen disponiendo de una independencia estadística que promueve la robustez de los datos. Las variables sobre el modo de vida en una línea similar, manteniendo esa correlación fuerte negativa del índice de innovación. No obstante, estas correlaciones difieren con respecto a las variables senior. A diferencia de la ocurrencia en España, en este caso la evolución proporcional del ámbito digital en el país no está relacionado de una manera significativa con la mejora del estilo de vida de la población senior. De hecho, en cuanto a la seguridad financiera, la relación es más bien negativa por los nuevos problemas digitales y complicaciones que surgen a la población mayor.

3. Suecia

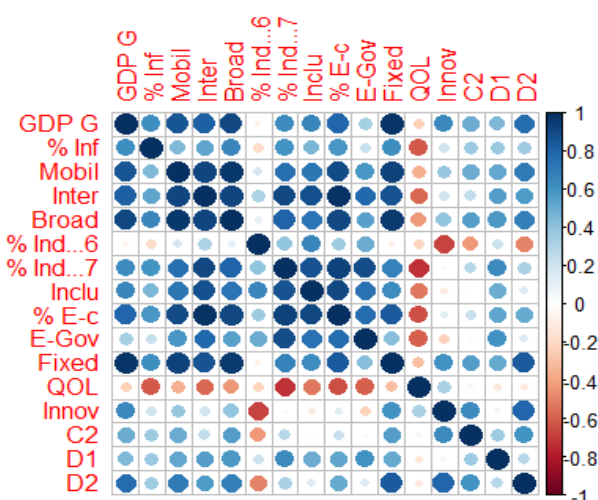


Figura 4. Correlaciones Suecia

Tal y como se puede observar, Suecia difiere de los demás países analizados. Presenta una estructura de correlaciones dónde las variables senior y del modo de vida nacional son robustas y no están fuertemente relacionadas con la evolución de la digitalización. De hecho, en Suecia esta evolución es considerada en cierto modo dañina a la calidad de vida de las personas en el país. Suponemos por las diferentes desventajas que traen consigo las tecnologías y las redes sociales. Sin embargo, lo que debemos subrayar en este caso es la relación directa positiva que poseen las variables macro con respecto a la digitalización del país. En contraposición con los anteriores países, Suecia sigue un diferente camino en el que, aunque no estén estrictamente relacionadas con la calidad de vida, las variables de digitalización sí están fuertemente relacionadas con la evolución de los factores macro del país. Es decir, una mejora de la digitalización del país supone una mejora en las condiciones financieras del país, lo cual desde mi punto de vista es la vertiente que más sentido tiene.

4. Francia

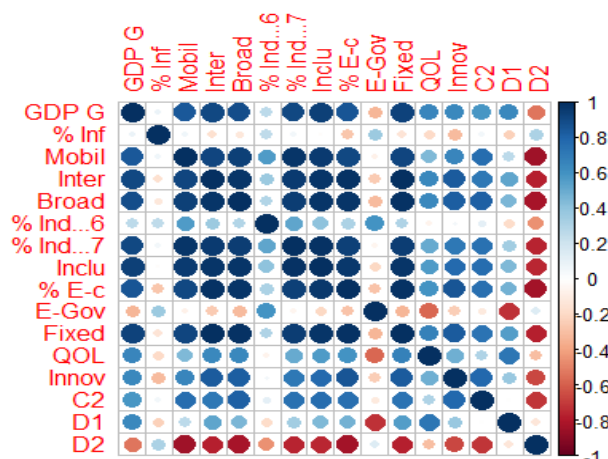


Figura 5. Correlaciones Francia

Francia, por el contrario, posee una estructura poco ortodoxa a la hora de concluir las relaciones entre sus diferentes variables independientes. En este caso, la variable dependiente encuentra fuertes relaciones directas con la mayoría de las variables independientes, lo que no facilitaría una obtención de resultados completamente precisa al encontrarnos con una posible redundancia de información. Cabe destacar que el porcentaje de individuos que utilizan internet en Francia y el porcentaje de actividades que realizan las instancias públicas a través de internet no tienen una relación significativa en cuanto a su evolución, siendo más bien interdependientes con las demás. Sin olvidarnos de indicar que entre las demás variables de digitalización existe una fuerte correlación.

En cuanto a las variables senior, el resultado es similar al acontecido en Gran Bretaña dónde la variable de seguridad financiera posee una correlación directa negativa con las demás variables independientes.

5. Portugal

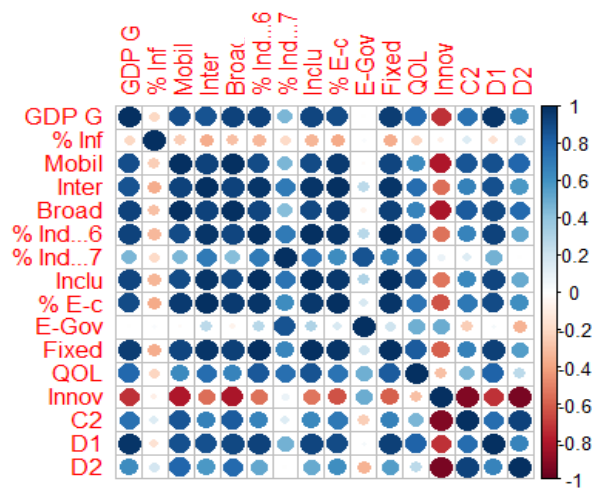


Figura 6. Correlaciones Portugal

Portugal, del mismo modo, posee correlaciones distintas a las ya obtenidas en los países anteriores. El signo de correlación por parte de la seguridad financiera con las demás variables es positivo, dando a entender que cuánto mejores son las condiciones de digitalización y las demás variables asociadas a la población senior, la seguridad financiera en la que se verá sometido dicho colectivo mejorará. Podemos observar una fuerte relación del PIB portugués con las variables de digitalización, exceptuando el ámbito público de la digitalización. Esto es que las dos variables que conforman la digitalización y la participación directa de las instancias públicas en la digitalización. A contrario del resultado relativo al PIB portugués, observamos que la inflación no supone un indicador significativo a la hora de conformar el índice de digitalización y analizar el cuidado y bienestar de las personas mayores. En cuanto al índice de innovación, sigue la misma línea que el resultado en España dónde las correlaciones son mayoritariamente fuertes y negativas.

6. Irlanda

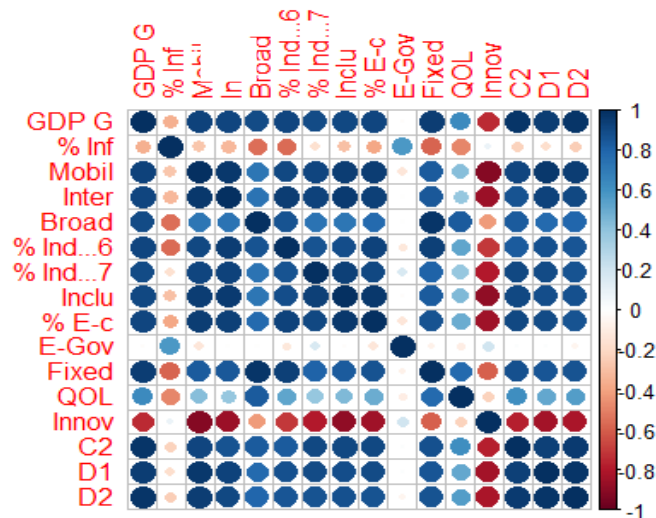


Figura 7. Correlaciones Irlanda

Irlanda observamos que tiene un comportamiento muy similar al que hemos analizado en Portugal. Un PIB muy correlacionado con las variables senior y de digitalización, y un índice de innovación con correlaciones mayoritariamente negativas. La inflación posee un peso similar y, como cambio disponemos en este caso que el porcentaje de individuos que interactúan con las entidades públicas por internet sí está asociado considerablemente al comportamiento de las demás variables senior

7. Grecia

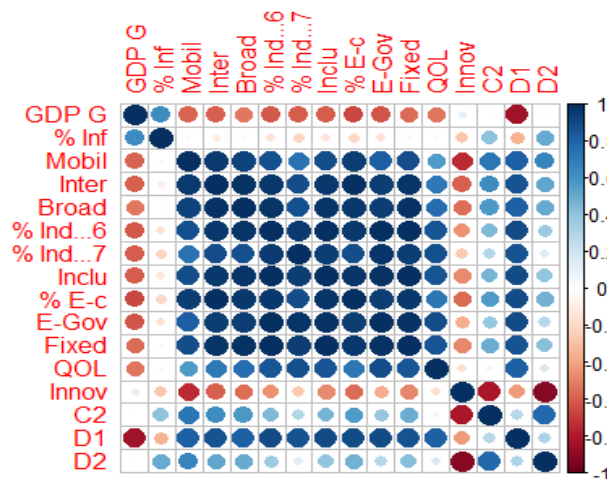


Figura 8. Correlaciones Grecia

En Grecia podemos observar una tónica parecida a la española y portuguesa, reflejando similitudes en el estilo de vida y modo de comportamiento en los países de origen y lengua latina. No obstante, presenta cambios que no habíamos visto en demás países siendo estos las correlaciones negativas de la variable dependiente con las variables independiente. Según nuestros resultados, las variables de digitalización en Grecia afectan de manera negativa el desarrollo del PIB. Mejoras en las condiciones digitales del país no repercutirán de una manera positiva en el país, sino que más bien reducirá dicha medida macroeconómica. La inflación, por otro lado, como en otros países no afecta ni es afectada por los desarrollos en digitalización, longevidad y calidad de vida. En este caso, el índice de innovación se ve fuertemente correlacionado de manera negativa demostrando que toda afectación en términos de innovación dentro de la esfera nacional del país repercutirá en las condiciones de la población senior de manera ciertamente invertida.

8. Polonia

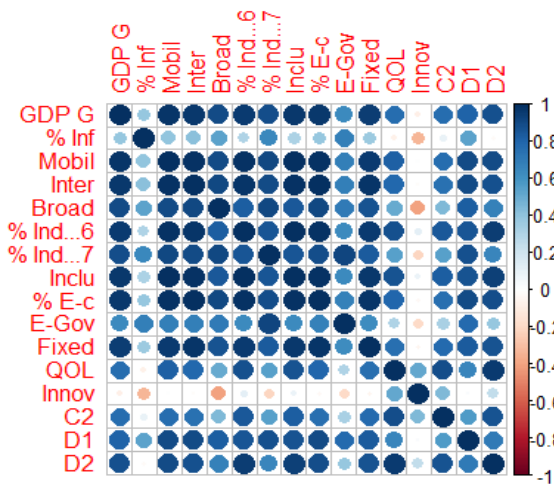


Figura 9. Correlaciones Polonia

Resulta interesante indicar que en Polonia las variables senior, las variables de digitalización y el PIB del país están significativamente correlacionadas de manera positiva. Todo

desarrollo en el país acerca de las condiciones de vida de la población senior y de la capacidad digital del país y sus individuos, repercute de manera positiva en la evolución y conformación del producto interior bruto. En términos generales cada una de las variables del modelo sigue un patrón por las que todas tienen su impacto e importancia en el desarrollo integral del país. No obstante, el índice de innovación es el único que no muestra correlaciones altas con las demás variables independientes.

9. Noruega

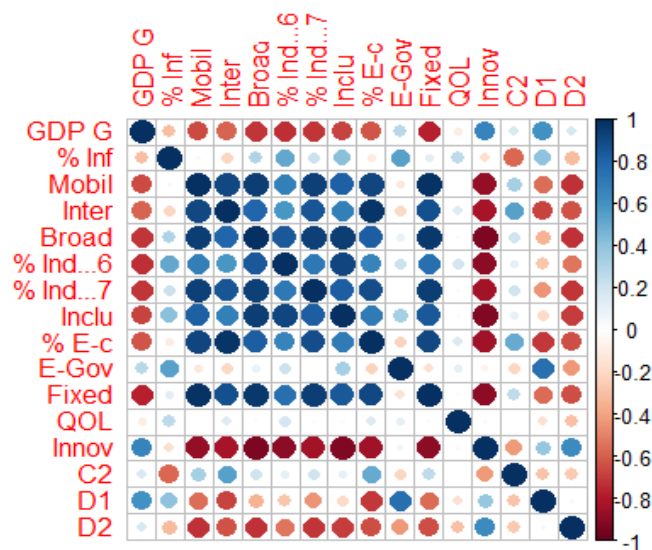


Figura 10. Correlaciones Noruega

Las variables que conforman el índice de digitalización mayoritariamente presentan correlaciones muy fuertes entre ellas, dificultando pues la interpretación específica de cada una de ellas. De todos modos, el punto a resarcir es el hecho de que aunque las variables senior en su mayoría contenga relaciones negativas frente a las demás variables independientes, frente al PIB del país sí tendrían una relación positiva. Cabe subrayar pues, la ausencia de correlación del índice de calidad de vida con las variables de digitalización, prestando un indicador óptimo para efectuar el modelo de regresión.

10. Bélgica

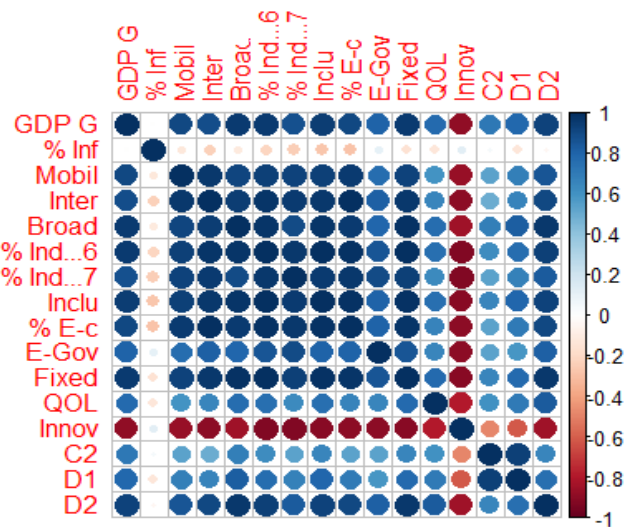


Figura 11. Correlaciones Bélgica

Bélgica posee el conjunto de datos más correlacionados respecto a los demás países. Salvo la variable referida al cambio de la inflación en el país, todas y cada una de las demás variables presentan una correlación muy fuerte en su mayoría positiva. Todo desarrollo en Bélgica de digitalización y calidad de vida de la población repercutirá de manera positiva a la evolución conjunta del país. En términos de la fiabilidad de un modelo de regresión si utilizásemos estos datos, está sería baja. El modelo devolvería resultados donde los coeficientes serían sensibles y poco robustos. No obstante, aunque cada una de ellas debido a su fuerte correlación dispensará resultados similares a la hora de analizarlas, sí nos indican que cualquier desarrollo en los ámbitos escogidos afectaría de manera positiva a la totalidad del país. Salvo como de costumbre ya hemos venido analizando en precios países, el índice de innovación por el cual cuanto mayor sea menores serán los resultados de las demás variables.

11. Austria

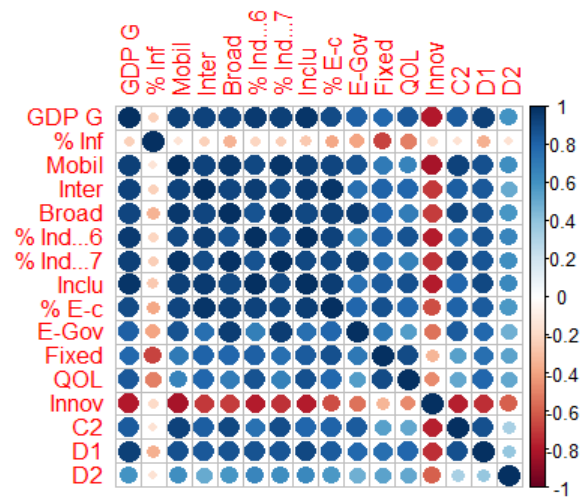


Figura 12. Correlaciones Austria

Como podemos observar, salvo las correlaciones entorno a las variables senior que son relativamente más débiles, Austria sigue la misma línea que Bélgica. Por tanto, además de ese fuerte engranaje por el que si una variable mejoras las más también en sintonía, debemos apuntar un análisis más bien externo. La similitud de resultados con un país de la misma zona e historia y cultura similares refleja la equidad de comportamientos en su población, y el peso que posee la historia y cultura de un país a la hora de comportarse. Así pues, esta conclusión no es solo sacada de la relación entre Austria y Bélgica, sino también de las similitudes aparentes en las correlaciones de los países de origen latino como puede ser Portugal, Grecia, Italia y España.

12. Italia

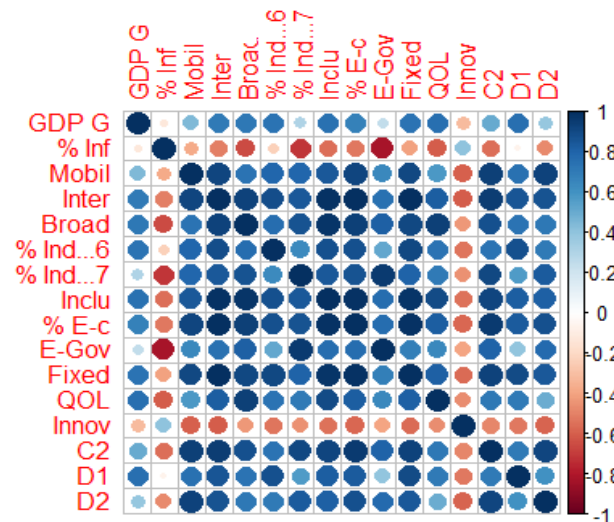


Figura 13. Correlaciones Italia

Tal y como hemos indicado en el anterior análisis, las correlaciones en los datos de Italia se asemejan a los resultados de España, Portugal y Grecia. Un modelo dónde existen fuertes correlaciones positivas entre las variables relacionadas con la digitalización, senior y de calidad de vida. El índice de innovación refleja una relación negativa frente a las demás variables y las variables macro poseen relaciones menos estrictas lo cual ayudará a la hora de conformar el modelo.

13. Finlandia

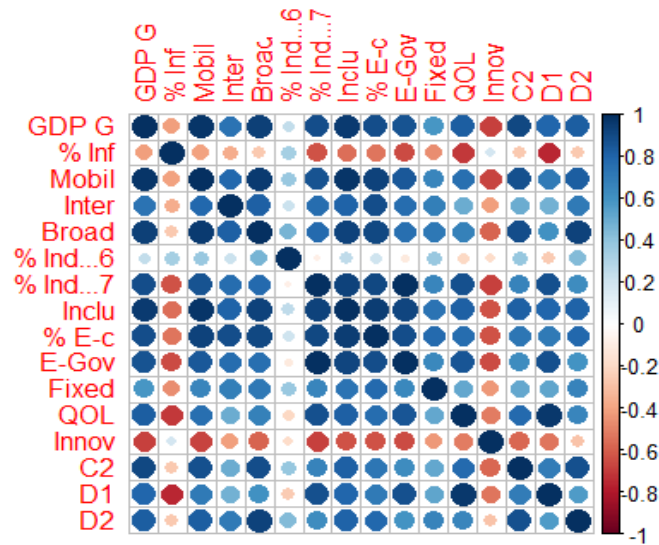


Figura 14. Correlaciones Finlandia

Finlandia posee características similares a países de su zona o del norte de Europa como pueden ser Suecia y Holanda. El índice de innovación, de nuevo, presenta una relación negativa frente a las demás variables añadiendo a este análisis el peso de la inflación en la consecución de las otras variables. En términos generales las variables presentan fuertes correlaciones entre ellas, pero de carácter menos estricto que en los demás estudios de correlación.

14. Dinamarca

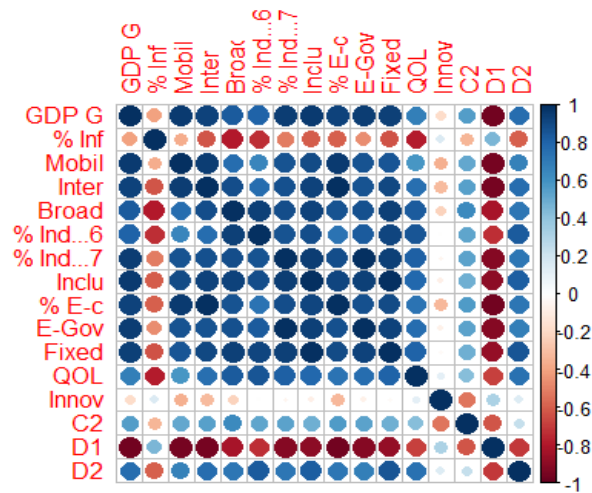


Figura 15. Correlaciones Dinamarca

En contraposición con lo analizado en la mayoría de los países previos, destacamos que el índice de innovación en el caso de Dinamarca no posee una alta correlación junto con las variables de digitalización. El peso se interpretará según los resultados, pero podemos denotar en primera instancia que en Dinamarca sí es una variable con robustez y significativa. Por lo demás, encontramos un espectro de variables altamente correlacionadas con respecto a la relación sistemática entre los diferentes ámbitos del país. Sin embargo, en este caso, destacamos la correlación fuerte negativa de la participación senior en la sociedad frente al conjunto de variables. Refleja que en Dinamarca, la evolución de las diferentes variables dificulta de mayor manera la integración en la sociedad de la población senior. Más bien enfocadas en que el desarrollo del país encuentra una fuerte correlación positiva con la digitalización, y la población senior sigue a contracorriente de las actualizaciones digitales no adaptándose de forma óptima a los diferentes cambios.

15. Holanda

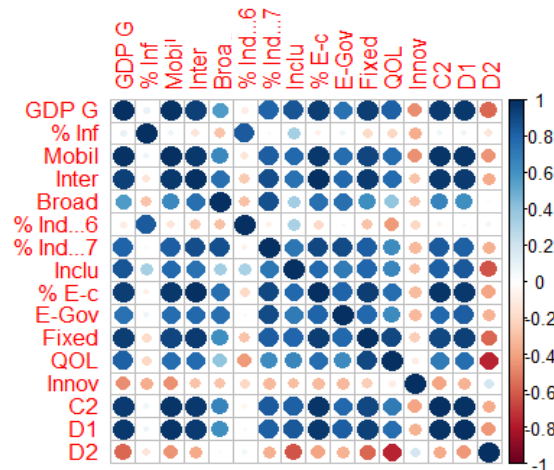


Figura 16. Correlaciones Holanda

Holanda refleja unos resultados dónde el índice de innovación y la variable de seguridad financiera poseen correlaciones negativas en cuanto al desarrollo global del país. El crecimiento de la inflación no se ve relacionado con los respectivos ámbitos, convirtiéndose en un indicador independiente que conlleva un modelo con mayor consistencia y fiabilidad. Por lo demás, en términos generales, las variables se encuentran correlacionadas positivamente.

CONCLUSIÓN

Habiendo finalizado con el análisis individual por país de sus correlogramas, concluimos con una idea clara. Cada país tiene un comportamiento distinto y eso mismo se refleja en sus datos y análisis respectivos. Es por ello que consideramos que para poder dispensar un trabajo global que pueda ser reflejado en diferentes países y que tenga la capacidad de poder albergar y adaptarse a diferentes naciones, este debe ser generalizado y no enfocado en el caso concreto de un país.

4.2 Correlación Conjunta y Selección Final de Variables

Ergo, retomaremos el análisis de las correlaciones entre la variable dependiente y las variables independientes desde un punto de vista que englobe todos los datos recopilados; es decir, Agrupar, ordenar y trasponer todos los datos en una base de datos para crear una estructura adecuada y así proseguir con el análisis general.

De este modo, aunando y recopilando cada uno de los datos por país, realizamos el mismo análisis con el mismo proceso que nos da como resultado final estos datos. Con ello cambiamos el diseño del gráfico para poder reflejar con mayor claridad y precisión las correlaciones acontecidas en la base de datos global, y así poder tomar decisiones sobre las variables de una forma más consistente y fiable.

	GDP	% L.2	Mob	Int	Bro	% L.6	% L.7	Inc	% E	E-G	Fix	QOL	Inn	C2	D1	D2
GDP	1	0.08967231	-0.14241143	0.172099	-0.31482189	-0.04972517	-0.2125176	0.0395472	0.1235547	-0.33044559	0.21594385	-0.10643111	0.1582683	-0.3104655	-0.01197067	0.2268546
% L.2	0.08967231	1	-0.0149176	0.2197993	0.04597039	0.23264564	0.1276933	0.2211545	0.2259417	0.09459754	0.05137051	0.05348693	0.1791842	0.1138836	0.285101	0.3342085
Mob	-0.14241143	-0.0149176	1	0.2998687	0.22723764	0.28148425	0.3627076	0.3569484	0.3255503	0.31692371	0.01475055	0.41606419	0.1443605	0.4463212	0.31612315	0.2944047
Int	0.17209896	0.21979925	0.29986972	1	0.43213504	0.92033171	0.7867597	0.9372691	0.9859162	0.68737522	0.70226744	0.69082396	0.7488213	0.5679293	0.84200642	0.426596
Bro	-0.31482189	0.04597039	0.22723764	0.432135	1	0.58738387	0.4986478	0.5879946	0.4495005	0.49592358	0.47966517	0.60933749	0.251004	0.4965608	0.41003306	0.2372905
% L.6	-0.04972517	0.23264564	0.28148425	0.9203317	0.58738387	1	0.8442919	0.970522	0.9423988	0.77269403	0.66329539	0.78025733	0.7138173	0.5948824	0.85522828	0.5034681
% L.7	-0.21251757	0.1276933	0.36270765	0.7867597	0.4986478	0.8442919	1	0.8527097	0.8374086	0.96017319	0.70372074	0.71092708	0.6647096	0.6751182	0.84757199	0.3625076
Inc	0.0395472	0.22115453	0.35694844	0.9372691	0.5879946	0.97052197	0.8527097	1	0.965595	0.77177984	0.70217501	0.8002163	0.7328942	0.6382756	0.89315806	0.5315008
% E	0.12355474	0.22594168	0.32555034	0.9859162	0.44950049	0.94239885	0.8374086	0.965595	1	0.73795398	0.69835011	0.71954363	0.7660163	0.6218915	0.89464313	0.4867908
E-G	-0.33044559	0.09459754	0.31692371	0.8873732	0.49592358	0.77269403	0.9601732	0.7717798	0.737954	1	0.62166525	0.68022547	0.6338835	0.6566386	0.80026603	0.2378392
Fix	0.21594385	0.05137051	0.01475055	0.7022674	0.47966517	0.66329539	0.7037207	0.702175	0.6983501	0.62166525	1	0.52227588	0.4809674	0.3711709	0.58736002	0.163335
QOL	-0.10643111	0.05348693	0.41606419	0.690824	0.60933749	0.78025733	0.7109271	0.8002163	0.7195436	0.68022547	0.52227588	1	0.5673325	0.6179013	0.69625633	0.4762342
Inn	0.15826829	0.17918421	0.14436047	0.7488213	0.25100402	0.71381728	0.6647096	0.7328942	0.7660163	0.63388348	0.48096745	0.56733247	1	0.5902752	0.83385196	0.5306771
C2	-0.31046555	0.11388357	0.4463212	0.5679293	0.49656077	0.59488245	0.6751182	0.6382756	0.6218915	0.65665864	0.3711709	0.61790131	0.5902752	1	0.76703104	0.4282787
D1	-0.01197067	0.285101	0.31612315	0.8420064	0.41003306	0.85522828	0.847572	0.8931581	0.8946431	0.80026603	0.58736002	0.69625633	0.833852	0.767031	1	0.5958634
D2	0.22685458	0.33420851	0.29440468	0.426596	0.23729052	0.50346815	0.3625076	0.5315008	0.4867908	0.25783922	0.163335	0.47623423	0.5306771	0.4282787	0.59586343	1

Figura 17. Excel Correlación Conjunta

Este tramo contiene cada una de las variables que han sido consideradas para el modelo de regresión y a partir de él concluiremos en qué variables deberíamos extraer y con cuáles nos deberíamos quedar. En esta imagen adjuntada, vemos la tabla de correlaciones entre cada una de las variables consideradas para el modelo. Como ya expresamos anteriormente, a la hora de analizar qué variables deben ser descartadas nos deberemos basar en el rango de correlaciones que el mundo científico considera como fuertes o muy fuertes. Siendo el rango entre un 1.00 y un 0.70. En base a este criterio, nuestro modelo quedaría con las respectivas variables:

- **GDP** ~ Integrada. Es la variable independiente. Muy poco correlacionada con las demás variables independientes, lo cual permite crear un modelo más robusto al asegurar la no

correlación de las variables independientes con la dependiente. Obtener una variable dependiente no correlacionada con sus variables independientes ayudará a interpretar de una mejor manera la significancia de cada una de las independientes con la dependiente sin causar redundancia en los resultados obtenidos. Sus correlaciones entrarían dentro del espectro de leves o casi inexistentes dado que su correlación más significativa es de -0.33.

- **Cambio anual en la inflación** ~ Integrada. Es una variable macroeconómica, como ya ha sido expresado anteriormente, utilizada en múltiples ocasiones para la realización de modelos de regresión donde el PIB era la variable dependiente. Sigue la misma línea que la variable dependiente en cuanto a las correlaciones frente a las demás variables del modelo. Presenta correlaciones dentro del espectro de leves o inexistentes dado que su correlación más significativa es de 0.33.
- **Uso de datos móviles por abono de banda ancha móvil** ~ Integrada. Dentro del marco de las variables incluidas en el índice de digitalización, es el indicador con menor sesgo y correlación frente a las demás variables de digitalización. ¿Qué quiere decir ello? Que posee unas características que favorecen que se esta variable se obtengan resultados únicos frente a las demás y que por sí misma puede sumar valor añadido al modelo. Posee correlaciones leves e inexistentes frente al resto.
- **Compras por Internet de particulares** ~ Descartada. Variable fuertemente correlacionada con las variables de digitalización y significativamente correlacionada con variables senior. Descartamos la variable puesto que no aporta valor añadido al modelo. Una variable con fuertes correlaciones dispensa información redundante y eso puede dañar el modelo debido a que se crea un mayor rango de error estándar y una mayor varianza entre los datos.
- **Velocidad de cobertura de banda ancha** ~ Integrada. Variable relacionada con la digitalización que posee como máximo correlaciones moderadas, por lo que concluimos que será de vital importancia para el modelo puesto que puede aportar valor adicional. Sus correlaciones máximas se encuentran ligadas a las demás variables de digitalización que serán posteriormente descartadas. Dispone de una relación sana para añadirse en el modelo con las variables senior, de calidad de vida y macroeconómicas.

- **Porcentaje de Individuos que usan Internet** ~ Descartada. Como tal es una variable importante pues que refleja un marco social indispensable a la hora de analizar el índice de digitalización. No obstante, esta supone la iniciación de las demás por lo que está altamente correlacionada y por ello supone información repetida para el modelo. Se descarta por redundancia en los datos.
- **Porcentaje de individuos que interactúan con las entidades públicas por medio de Internet** ~ Descartada. Variable que refleja la relación de las entidades públicas con el ciudadano privado, consideramos es una variable importante, pero sigue la misma línea que la variable anterior. Su concepto está incorporado en otras variables, por ello sus altas correlaciones. Descartamos por la redundancia de información y para potenciar la consistencia del modelo.
- **Ratio de Inclusión digital entre Individuos** ~ Descartada. Presenta correlaciones altas puesto que su concepto es una mezcla de los preceptos expuestos por las demás variables de digitalización. Descartamos por la multicolinealidad que causa al ser información redundante.
- **Porcentaje de compras en el mercado que son E-Commerce** ~ Descartada. Variable que refleja la actualidad en el mercado, pero que desafortunadamente se ve muy correlacionada frente a las demás variables tanto senior como de calidad de vida. Su concepto engloba la mezcla de calidad de vida con digitalización, y es por ello que se encuentra altamente correlacionada. Descartamos por riesgo a crear un modelo menos consistente por la variedad de datos que desembocan en el mismo resultado.
- **Actividades E-Government mediante Internet** ~ Integrada. Refleja el uso que dan las instancias públicas a la digitalización y demuestra las naciones que están bien adaptadas a las que no lo están. Consideramos que es una variable de gran utilidad práctica que solo posee altas correlaciones con las variables de digitalización descartadas y con la variable de participación senior en la sociedad. Excluyendo dichas variables, nos encontramos ante un indicador con mucho potencial de proveer valor adicional al modelo de regresión.

- **Subscripciones de banda ancha** ~ Integrada. Variable moderadamente correlacionada que muestra un indicador importante a la hora de analizar la integración de los ciudadanos en el uso de las tecnologías y su nivel de digitalización. No posee ninguna correlación que haga peligrar la integridad y consistencia del modelo.
- **Índice de Calidad de Vida** ~ Integrada. Variable muy importante que refleja la calidad de vida en un país. Se encuentra de manera moderada correlacionada con las variables senior, ya que cuanto mejor calidad de vida mayores serán las prestaciones y ayudas a la población senior. Aporta valor añadido al modelo.
- **Índice de Innovación** ~ Integrada. Refleja los procesos innovadores que ejecutan en un país y por ellos se encuentra moderadamente correlacionada con las variables de digitalización y las senior. A contrario que lo expuesto individualmente por país, cuando hemos provisto una base de datos más completa y eficaz, el resultado ha sido el lógico puesto que todas las correlaciones son positivas. Cuánto mayor innovación mayor evolución.
- **Mercado Laboral Senior** ~ Integrada. Variable significativa moderadamente correlacionada que refleja la actividad laboral de población senior. Dispone de un potencial significativo para aportar valor añadido al modelo y así crear un modelo más veraz y consistente con la realidad.
- **Participación Senior en la sociedad** ~ Descartada. Variable importante que por su naturaleza per se correlaciona mucho con las variables de digitalización y de innovación gracias fomenta un entorno que facilita participación de los mayores. Está altamente correlacionada con las variables de digitalización, las de calidad de vida y las demás senior. Descartada por redundancia de información.
- **Seguridad Financiera Senior** ~ Integrada. Variable que en cierto modo reflejo el apartado de calidad de vida senior. Dispone de más ámbitos que el de calidad de vida, pero es innegable su potencial para mejorar el modelo de regresión. Es una variable entre poco y moderadamente correlacionada, que con las exclusiones se convertirá en poco correlacionada.

Tras este análisis individual por variable, el modelo y sus correlaciones quedarían reflejadas de la siguiente manera. En ella podemos ver que ninguna de las variables queda correlacionada de manera fuerte con ninguna otra, y así construimos un modelo robusto, claro y consistente.

	GDP	% I	Mob	Bro	E-G	Fix	QOL	Inn	C2	D2
GDP	1	0.08967231	-0.14241143	-0.31482189	-0.33044559	0.21594385	-0.10643111	0.1582683	-0.3104655	0.2268546
% I	0.08967231	1	-0.0149176	0.04597039	0.09459754	0.05137051	0.05348693	0.1791842	0.1138836	0.3342085
Mob	-0.14241143	-0.0149176	1	0.22723764	0.31692371	0.01475055	0.41606419	0.1443605	0.4463212	0.2944047
Bro	-0.31482189	0.04597039	0.22723764	1	0.49592358	0.47966517	0.60933749	0.251004	0.4965608	0.2372905
E-G	-0.33044559	0.09459754	0.31692371	0.49592358	1	0.62166525	0.68022547	0.6333835	0.6566586	0.2578392
Fix	0.21594385	0.05137051	0.01475055	0.47966517	0.62166525	1	0.52227588	0.4809674	0.3711709	0.163335
QOL	-0.10643111	0.05348693	0.41606419	0.60933749	0.68022547	0.52227588	1	0.5673325	0.6179013	0.4762342
Inn	0.15826829	0.17918421	0.14436047	0.25100402	0.63338348	0.48096745	0.56733247	1	0.5902752	0.5306771
C2	-0.31046555	0.11388357	0.4463212	0.49656077	0.65665864	0.3711709	0.61790131	0.5902752	1	0.4282787
D2	0.22685458	0.33420851	0.29440468	0.23729052	0.25783922	0.163335	0.47623423	0.5306771	0.4282787	1

Figura 18. Correlaciones Conjuntas Final

Sin embargo, queremos profundizar en dicho análisis para poder discernir qué variables son de verdad importantes y cuáles no a la hora de realizar un modelo de regresión teniendo como variable dependiente el PIB. Para ello, queremos sumar el análisis correlativo con otras dimensiones estrictamente relacionadas con el PIB: logaritmo neperiano del PIB y el crecimiento anual del PIB.

Los logaritmos son uno de los métodos o herramientas más comúnmente utilizados para la modelización estadística gracias a las múltiples propiedades que tienen que pueden simplificar el análisis de variables tan sesgadas como puede ser el PIB. La gran ventaja del uso de logaritmos es la transformación de los indicadores con un patrón de crecimiento exponencial en un patrón de crecimiento lineal. Los cambios en el logaritmo por parte del modelo son directamente interpretados como cambios porcentuales, ayudando de esa forma pues a la conversión hacia una relación más lineal entre las variables independientes y la dependiente. La linealidad es un factor clave en los modelos de regresión y cuando obtenemos factores que no favorecen dicha linealidad, su transformación logarítmica facilita la tarea.

La transformación también ayuda en cuanto a la interpretabilidad del modelo y estabilización de los datos. Los cambios en términos de tendencias con su logaritmo natural son considerados como cambios porcentuales, y por ello gracias a su linealidad se puede deducir

del crecimiento porcentual la pendiente de una línea de tendencia. Además, al transformarse en logaritmo enmarca los datos en un rango más pequeño lo que favorece su estabilización, aunque puede llegar a dificultar su interpretación. De todos modos, evita el rango de errores en caso de heteroscedasticidad al ayudar a reducir el sesgo. Es interesante del logaritmo que los errores en la predicción de la serie registrada pueden interpretarse como errores porcentuales aproximados en la predicción de la serie original.

Y todo ello aplicado al ámbito económico puede llegar a ser adecuado aplicar dicha transformación porque todo efecto marginal de una variable sobre el valor esperado es lineal en cuanto a cambios porcentuales.¹⁹ Así que al aplicar dicha transformación en nuestro modelo las correlaciones entre las variables quedan de la siguiente forma:

	GDP	% L.2	Mob	Int	Bro	% L.6	% L.7	Inc	% E	E-G	Fix	QOL	Inn	C2	D1	D2	
GDP	1	0.15650599	-0.13626675	0.2031683	-0.17354015	0.02029494	-0.1763926	0.1046222	0.1626041	-0.28447124	0.18499469	-0.05692055	0.1833386	-0.242309	0.05025305	0.3157244	
% L.2	0.15650599	1	-0.0149176	0.2197993	0.04597039	0.23264564	0.1276933	0.2211545	0.2259417	0.09459754	0.05137051	0.03348693	0.1791842	0.1138836	0.285101	0.3342085	
Mob	-0.13626675	-0.0149176	1	0.2998687	0.22723764	0.28148425	0.3627076	0.3569484	0.3255503	0.31692371	0.01475055	0.41606419	0.1443605	0.4463212	0.31612315	0.2944047	
Int	0.20316826	0.21979925	0.29986872	1	0.43213504	0.92033171	0.7867597	0.9372691	0.9859162	0.68737522	0.70226744	0.69082396	0.7488213	0.5679293	0.8420642	0.426596	
Bro	-0.17354015	0.04597039	0.22723764	0.432135	1	0.58738387	0.4986478	0.5879946	0.4495005	0.49592358	0.47966517	0.60933749	0.251004	0.4965608	0.41003306	0.2372905	
% L.6	0.02029494	0.23264564	0.28148425	0.9203317	0.58738387	1	0.8442919	0.970522	0.9423988	0.77269403	0.66329539	0.78025733	0.7138173	0.5948824	0.85522828	0.5034681	
% L.7	-0.17639257	0.1276933	0.36270765	0.7867597	0.4986478	0.8442919	1	0.8527097	0.8374086	0.96017319	0.70372074	0.71092708	0.6647096	0.6751182	0.84757199	0.3625076	
Inc	0.10462216	0.22115453	0.35694844	0.9372691	0.5879946	0.97052197	0.8527097	1	0.965595	0.77177984	0.70217501	0.8002163	0.7328942	0.6382756	0.89315806	0.5315008	
% E	0.16260407	0.22594168	0.32555034	0.9859162	0.44950049	0.94239885	0.8374086	0.965595	1	0.73795399	0.69825011	0.71954263	0.7660163	0.6218915	0.89454313	0.4867908	
E-G	-0.28447124	0.09459754	0.31692371	0.6873752	0.49592358	0.77269403	0.9601732	0.7717798	0.737954	1	0.62166525	0.68022547	0.6333835	0.6566586	0.80026603	0.2578382	
Fix	0.18499469	0.05137051	0.01475055	0.7022674	0.47966517	0.66329539	0.7037207	0.702175	0.6983501	0.62166525	1	0.52227588	0.4809674	0.3711709	0.58736002	0.163335	
QOL	-0.05692055	0.03348693	0.41606419	0.690824	0.60933749	0.60933749	0.78025733	0.7109271	0.8002163	0.7195436	0.68022547	0.52227588	1	0.5673325	0.6179013	0.69625633	0.4762342
Inn	0.18333856	0.17918421	0.14436047	0.7488213	0.25100402	0.71381728	0.6647096	0.7328942	0.7660163	0.63338348	0.48096745	0.56733247	0.5902752	1	0.83385196	0.5306771	
C2	-0.24230996	0.11388357	0.4463212	0.5679293	0.49656077	0.94488245	0.6751182	0.6382756	0.6218915	0.65665864	0.3711709	0.61790131	0.5902752	0.833852	1	0.76703104	0.4282787
D1	0.05025305	0.285101	0.31612315	0.842064	0.41003306	0.85522828	0.847572	0.8931581	0.8946431	0.80026603	0.58736002	0.69625633	0.833852	0.767031	1	0.5959834	
D2	0.3157244	0.33420851	0.29440468	0.426596	0.23729052	0.50346815	0.3625076	0.5315008	0.4867908	0.25783822	0.163335	0.47623423	0.5306771	0.4282787	0.59598343	1	

Figura 19. Correlaciones Excel Logaritmo Neperiano

Con un detenido análisis como el efectuado anteriormente, podemos observar las similitudes en cuanto al comportamiento de las correlaciones. No efectuaremos un análisis exhaustivo como el anterior, pero aun transformando el modelo en relaciones más lineales analizamos que el comportamiento sigue siendo igual. Y efectuando los criterios establecidos previamente con la disposición hacia cada variable como ya ha sido expuesta vemos que, prosiguiendo con el mismo proceso, pero con la variable dependiente diferente, el resultado es el mismo respecto a descartes.

¹⁹ Disponible: <https://people.duke.edu/~rnau/411log.htm>

	GDP	% I...2	Mob	Bro	E-G	Fix	QOL	Inn	C2	D2
GDP	1	0.15650599	-0.13626675	-0.17354015	-0.28447124	0.18499469	-0.05692055	0.1833386	-0.242309	0.3157244
% I...2	0.15650599	1	-0.0149176	0.04597039	0.09459754	0.05137051	0.05348693	0.1791842	0.1138836	0.3342085
Mob	-0.13626675	-0.0149176	1	0.22723764	0.31692371	0.01475055	0.41606419	0.1443605	0.4463212	0.2944047
Bro	-0.17354015	0.04597039	0.22723764	1	0.49592358	0.47966517	0.60933749	0.251004	0.4965608	0.2372905
E-G	-0.28447124	0.09459754	0.31692371	0.49592358	1	0.62166525	0.68022547	0.6333835	0.6566586	0.2578392
Fix	0.18499469	0.05137051	0.01475055	0.47966517	0.62166525	1	0.52227588	0.4809674	0.3711709	0.163335
QOL	-0.05692055	0.05348693	0.41606419	0.60933749	0.68022547	0.52227588	1	0.5673325	0.6179013	0.4762342
Inn	0.18333856	0.17918421	0.14436047	0.25100402	0.63338348	0.48096745	0.56733247	1	0.5902752	0.5306771
C2	-0.24230896	0.11388357	0.4463212	0.49656077	0.65665864	0.3711709	0.61790131	0.5902752	1	0.4282787
D2	0.3157244	0.33420851	0.29440468	0.23729052	0.25783922	0.163335	0.47623423	0.5306771	0.4282787	1

Figura 20. Correlaciones Excel Logaritmo Neperiano Final

Del mismo modo, tal y como su propio nombre indica, consideramos la variable de crecimiento del PIB como otra interpretación auxiliar que nos pueda dar pistas y directrices sobre cómo se puede constituir el modelo. Utilizamos el crecimiento del PIB ya que muestra la tendencia a seguir en cada país de una forma directamente lineal en porcentajes sin la necesidad de realizar transformaciones como en el logaritmo. Con ello nos queda un espectro de correlaciones del mismo tipo que con el logaritmo neperiano.

Podemos observar que, frente a los previos análisis, el paradigma no cambia. Ninguna de las variables con las modificaciones efectuadas en la variable dependiente, se convierte en altamente correlacionada con la variable dependiente. Por lo que el descarte será realizado en este modelo de la misma forma y con los mismos resultados.

Todos estos análisis nos ayudan a comprender cómo debe estar compuesto el modelo de regresión y si nuestras decisiones son las correctas. Dado que en los tres casos la conclusión es la misma. Damos por cierta la composición de la base de datos para proseguir con el modelo de regresión.

$$PIB \sim 'Inflación' + 'Datos Móviles' + 'Velocidad' + 'E_Gov' + 'Subscripciones' + 'QOL' + 'Innovación' + 'C2' + 'D2'$$

5. ANÁLISIS DEL MODELO DE REGRESIÓN

5.1 Marco Teórico

Un modelo de regresión es una herramienta estadística que busca establecer una relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes. Su objetivo principal es comprender cómo los cambios en las variables independientes afectan a la variable dependiente y predecir su comportamiento. Este utiliza técnicas estadísticas para estimar los coeficientes de regresión, que representan la relación cuantitativa entre las variables independientes y la variable dependiente. Estos coeficientes se obtienen mediante un proceso llamado ajuste o estimación del modelo, que busca encontrar la mejor línea o superficie de ajuste que minimice las diferencias entre los valores observados y los valores predichos por el modelo.

Un modelo de regresión tiene cuatro propósitos principales: descripción, estimación, predicción y control. La descripción implica explicar la relación entre las variables independientes y dependientes. La estimación implica utilizar los valores observados de las variables independientes para estimar el valor de la variable dependiente. El modelo de regresión también es útil para predecir los resultados y el impacto en la variable dependiente basándose en las relaciones con las variables independientes. Por último, el modelo de regresión permite controlar el efecto de una o más variables independientes mientras se investiga la relación entre una variable independiente y la variable dependiente.

En un modelo de regresión lineal, la relación entre una variable independiente (x) y una variable dependiente (y) se expresa mediante la ecuación $y = \beta_0 + \beta_1x + \varepsilon$. El coeficiente β_0 representa el valor estimado de y cuando x es igual a 0, mientras que el coeficiente β_1 indica el cambio estimado en la variable dependiente por cada unidad de cambio en la variable independiente. El término ε representa el componente de error aleatorio, lo que significa que en la práctica real las variables independientes no pueden predecir perfectamente los cambios en la variable dependiente.

El análisis de regresión busca determinar la significancia estadística de los coeficientes estimados en el modelo. El p-value se utiliza para evaluar la significancia de cada coeficiente. Un p-value menor que 0.05 indica que el coeficiente es estadísticamente significativo, lo que

implica que existe evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula de que el coeficiente es igual a cero. Por otro lado, un p-value mayor que 0.05 indica que el coeficiente no es estadísticamente significativo, lo que implica que no hay suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula.

Es importante destacar que el p-value solo proporciona información sobre la significancia estadística de un coeficiente y no necesariamente indica la importancia práctica o el tamaño del efecto. Un coeficiente con un p-value bajo puede considerarse más importante en términos de la relación entre las variables, pero la interpretación final debe basarse en el contexto y los objetivos del estudio.

En resumen, el p-value en un modelo de regresión se utiliza para evaluar la significancia estadística de los coeficientes estimados. Un p-value menor que 0.05 indica una significancia estadística y sugiere que el coeficiente es diferente de cero, mientras que un p-value mayor que 0.05 indica que el coeficiente no es estadísticamente significativo. Sin embargo, la interpretación final debe considerar otros factores, como la relevancia práctica y el contexto del estudio.

5.2 Comparación Efectos Fijos y Efectos Aleatorios

Asumidos dichos conceptos, los diferentes modelos quedarían de la siguiente manera. Para cada una de las dos vertientes, hemos codificado modelos en los que apareciese cada unidad de análisis (País y Año) individualmente y después conjuntamente para ver cuál proporciona el mejor resultado.

1. Modelo Efectos Aleatorios ~ País

```
modelo_aleatorio_1 = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1|Country)')
```

Formula:
 $GDP \sim 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1 | Country)$

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3462.3	3497.2	-1719.2	3438.3

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{'(Intercept)'} }	7.4328e+05	3.6309e+05	2.0471	125	0.042742	24688	1.4619e+06
{'Inf' } }	2105.4	5533.9	0.38045	125	0.70426	-8846.9	13058
{'Mobil' } }	2371.9	1686.6	1.4064	125	0.16209	-965.97	5709.8
{'Broad' } }	-337.39	684.41	-0.49297	125	0.6229	-1691.9	1017.1
{'E_Gov' } }	-1711.9	1288.7	-1.3285	125	0.18645	-4262.4	838.49
{'Fixed' } }	3778.9	2949.3	1.2813	125	0.20246	-2058.1	9615.9
{'QOL' } }	812.36	318.02	2.5545	125	0.011835	182.97	1441.7
{'Innov' } }	-139.23	3974.2	-0.035034	125	0.97211	-8004.6	7726.2
{'C2' } }	7213.5	1926.7	3.7439	125	0.0002751	3400.3	11027
{'D2' } }	-6317.5	2300.1	-2.7466	125	0.0069105	-10870	-1765.4

Figura 21. Modelo Efectos Aleatorios País

2. Modelo Efectos Aleatorios ~ Año

$modelo_aleatorio_2 = \text{fitlme}(tablaGDP, 'GDP \sim 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1|Year)')$

Formula:
 $GDP \sim 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1 | Year)$

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3869.9	3904.8	-1923	3845.9

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{'(Intercept)'} }	-1.7491e+06	2.979e+05	-5.8714	125	3.6521e-08	-2.3387e+06	-1.1595e+06
{'Inf' } }	22090	33055	0.66829	125	0.50518	-43329	87509
{'Mobil' } }	27534	7924	3.4748	125	0.00070343	11851	43217
{'Broad' } }	-12001	2321.7	-5.169	125	9.0572e-07	-16596	-7405.8
{'E_Gov' } }	-30041	2880.2	-10.43	125	1.0483e-18	-35741	-24340
{'Fixed' } }	74522	6302.6	11.824	125	4.0955e-22	62048	86996
{'QOL' } }	1093.6	1691.7	0.64648	125	0.51915	-2254.4	4441.7
{'Innov' } }	43142	7238.7	5.96	125	2.3985e-08	28816	57468
{'C2' } }	-26573	5256.7	-5.0552	125	1.4904e-06	-36977	-16170
{'D2' } }	14788	4072.7	3.631	125	0.00041027	6727.7	22848

Figura 22. Modelo Efectos Aleatorios Año

3. Modelo Efectos Aleatorios ~ País + Año

$modelo_aleatorio_3 = \text{fitlme}(tablaGDP, 'GDP \sim 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1|Year) + (1|Country)')$

Formula:
 $GDP \sim 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1 | Year) + (1 | Country)$

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3462.9	3500.7	-1718.5	3436.9

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{ '(Intercept)' }	7.5726e+05	3.6379e+05	2.0816	125	0.039419	37281	1.4772e+06
{ 'Inf' }	2585.9	6223.2	0.41553	125	0.67847	-9730.6	14902
{ 'Mobil' }	2477.1	1708.1	1.4503	125	0.14949	-903.33	5857.6
{ 'Broad' }	-332.41	671.48	-0.49504	125	0.62144	-1661.4	996.53
{ 'E_Gov' }	-1980.6	1274	-1.5547	125	0.12255	-4502	540.75
{ 'Fixed' }	3076.7	2997.8	1.0263	125	0.30673	-2856.4	9009.7
{ 'QOL' }	793.72	343.44	2.3111	125	0.022465	114.01	1473.4
{ 'Innov' }	378.54	4021.7	0.094124	125	0.92516	-7581	8338.1
{ 'C2' }	6995.7	1909.5	3.6636	125	0.00036598	3216.5	10775
{ 'D2' }	-6205	2248.1	-2.7601	125	0.0066486	-10654	-1755.7

Figura 23. Modelo Efectos Aleatorios País y Año

4. Modelo Efectos Fijos ~ País

modelo_fijo_1 = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + Country')

Formula:
 $GDP \sim 1 + Country + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2$

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3360.7	3433.3	-1655.3	3310.7

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{ '(Intercept)' }	1.2849e+06	2.7785e+05	4.6243	111	1.0224e-05	7.3428e+05	1.8354e+06
{ 'Country_PRT' }	-1.1273e+06	50152	-22.477	111	4.0279e-43	-1.2267e+06	-1.0279e+06
{ 'Country_FRA' }	1.0187e+06	68634	14.842	111	4.0718e-28	8.8265e+05	1.1547e+06
{ 'Country_AUT' }	-8.9639e+05	48288	-18.564	111	7.9653e-36	-9.9208e+05	-8.0071e+05
{ 'Country_BEL' }	-8.1608e+05	43208	-18.887	111	1.8475e-36	-9.017e+05	-7.3046e+05
{ 'Country_DNK' }	-1.1017e+06	92649	-11.891	111	1.5853e-21	-1.2853e+06	-9.1814e+05
{ 'Country_FIN' }	-1.0322e+06	79086	-13.052	111	3.6908e-24	-1.1889e+06	-8.755e+05
{ 'Country_GRC' }	-1.1707e+06	93310	-12.546	111	5.1222e-23	-1.3556e+06	-9.8577e+05
{ 'Country_IRL' }	-9.8762e+05	61349	-16.098	111	8.3926e-31	-1.1092e+06	-8.6606e+05
{ 'Country_ITA' }	4.4288e+05	51057	8.6742	111	3.9423e-14	3.417e+05	5.4405e+05
{ 'Country_NLD' }	-6.0851e+05	88272	-6.8936	111	3.4815e-10	-7.8343e+05	-4.336e+05
{ 'Country_NOR' }	-8.5591e+05	70907	-12.071	111	6.1673e-22	-9.9642e+05	-7.1541e+05
{ 'Country_POL' }	-7.9892e+05	65248	-12.244	111	2.4801e-22	-9.2822e+05	-6.6963e+05
{ 'Country_SWE' }	-9.1584e+05	1.0179e+05	-8.9972	111	7.2301e-15	-1.1176e+06	-7.1414e+05
{ 'Country_GBR' }	1.1321e+06	70299	16.105	111	8.1459e-31	9.9284e+05	1.2714e+06
{ 'Inf' }	2017.8	5216.3	0.38682	111	0.69963	-8318.6	12354
{ 'Mobil' }	2219.9	1592.3	1.3941	111	0.16607	-935.4	5375.1
{ 'Broad' }	-269.25	646.39	-0.41655	111	0.67781	-1550.1	1011.6
{ 'E_Gov' }	-1545	1225.3	-1.2609	111	0.20998	-3973.1	883.02
{ 'Fixed' }	3310.4	2792.9	1.1853	111	0.23843	-2223.9	8844.6
{ 'QOL' }	815.03	300.39	2.7132	111	0.0077256	219.79	1410.3
{ 'Innov' }	-334.62	3806.5	-0.087908	111	0.93011	-7877.4	7208.2
{ 'C2' }	7472.8	1824.1	4.0968	111	7.9911e-05	3858.3	11087
{ 'D2' }	-6672.7	2185	-3.0539	111	0.0028279	-11002	-2343

Figura 24. Modelo Efectos Fijos País

5. Modelo Efectos Fijos ~ Año

modelo_fijo_2 = fitlme (tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + Year')

GDP ~ 1 + Year + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3871.3	3926.5	-1916.7	3833.3

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{'(Intercept)')}	-1.7505e+06	2.9258e+05	-5.9831	117	2.4481e-08	-2.33e+06	-1.1711e+06
{'Year_.2013.'}	2598.5	1.4574e+05	0.017829	117	0.98581	-2.8604e+05	2.9123e+05
{'Year_.2014.'}	80840	1.5523e+05	0.52079	117	0.6035	-2.2658e+05	3.8826e+05
{'Year_.2015.'}	1.5054e+05	1.7094e+05	0.88068	117	0.3803	-1.88e+05	4.8909e+05
{'Year_.2016.'}	2.0361e+05	1.9277e+05	1.0562	117	0.29305	-1.7816e+05	5.8537e+05
{'Year_.2017.'}	2.6836e+05	1.8359e+05	1.4617	117	0.1465	-95232	6.3195e+05
{'Year_.2018.'}	4.4273e+05	1.9682e+05	2.2495	117	0.026353	52947	8.3252e+05
{'Year_.2019.'}	6.4177e+05	2.1615e+05	2.969	117	0.0036248	2.1368e+05	1.0698e+06
{'Year_.2020.'}	5.865e+05	2.4166e+05	2.4269	117	0.016752	1.079e+05	1.0651e+06
{'Inf' }	8862.1	41294	0.21461	117	0.83045	-72919	90643
{'Mobil' }	-2094.7	11993	-0.17466	117	0.86165	-25846	21657
{'Broad' }	-15242	2454.5	-6.21	117	8.3479e-09	-20103	-10381
{'E_Gov' }	-24071	3467.5	-6.9418	117	2.307e-10	-30938	-17204
{'Fixed' }	57597	8015.4	7.1858	117	6.7351e-11	41723	73471
{'QOL' }	-176.45	2096.6	-0.084159	117	0.93307	-4328.6	3975.7
{'Innov' }	53041	7535.1	7.0391	117	1.4142e-10	38118	67963
{'C2' }	-29393	5127.7	-5.7322	117	7.8661e-08	-39548	-19238
{'D2' }	17340	4142.7	4.1856	117	5.5325e-05	9135.2	25544

Figura 25. Modelo Efectos Fijos Año

6. Modelo Efectos Fijos ~ País + Año

modelo_fijo_3 = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + Year + Country')

Formula:

GDP ~ 1 + Country + Year + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3349.1	3445	-1641.6	3283.1

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{'(Intercept)')}	1.3804e+06	2.6856e+05	5.1399	103	1.312e-06	8.4776e+05	1.913e+06
{'Country_FRT'}	-1.0551e+06	50693	-20.813	103	1.0995e-38	-1.1556e+06	-9.5455e+05
{'Country_FRA'}	1.1653e+06	75500	15.434	103	1.5157e-28	1.0156e+06	1.315e+06
{'Country_AUT'}	-8.4388e+05	48998	-17.223	103	4.3037e-32	-9.4105e+05	-7.467e+05
{'Country_BEL'}	-7.2436e+05	47894	-15.124	103	6.4985e-28	-8.1935e+05	-6.2938e+05
{'Country_DNK'}	-8.8723e+05	1.0189e+05	-8.7076	103	5.4535e-14	-1.0893e+06	-6.8515e+05
{'Country_FIN'}	-9.3042e+05	80032	-11.626	103	1.8501e-20	-1.0891e+06	-7.717e+05
{'Country_GRC'}	-1.0782e+06	89203	-12.087	103	1.7998e-21	-1.2551e+06	-9.0131e+05
{'Country_IRL'}	-9.8392e+05	57618	-17.076	103	8.2685e-32	-1.0982e+06	-8.6964e+05
{'Country_ITA'}	4.2243e+05	48657	8.6818	103	6.2165e-14	3.2593e+05	5.1893e+05
{'Country_NLD'}	-4.5598e+05	92223	-4.9443	103	2.9773e-06	-6.3888e+05	-2.7308e+05
{'Country_NOR'}	-6.912e+05	78402	-8.8161	103	3.142e-14	-8.4669e+05	-5.3571e+05
{'Country_POL'}	-8.5843e+05	64683	-13.271	103	4.9472e-24	-9.8672e+05	-7.3015e+05
{'Country_SWE'}	-7.8792e+05	1.019e+05	-7.7322	103	7.3755e-12	-9.9001e+05	-5.8582e+05
{'Country_GBR'}	1.1792e+06	69572	16.949	103	1.4629e-31	1.0412e+06	1.3172e+06
{'Year_.2013.'}	14.26	19839	0.00071879	103	0.99943	-39332	39360
{'Year_.2014.'}	41304	22995	1.7962	103	0.075393	-4301.4	86909
{'Year_.2015.'}	81164	26085	3.1115	103	0.0024087	29431	1.329e+05
{'Year_.2016.'}	76176	30545	2.4939	103	0.014224	15598	1.3675e+05
{'Year_.2017.'}	1.0208e+05	31902	3.1999	103	0.0018278	38813	1.6535e+05
{'Year_.2018.'}	1.3313e+05	36776	3.6201	103	0.00045855	60197	2.0607e+05
{'Year_.2019.'}	1.7601e+05	42247	4.1662	103	6.4551e-05	92224	2.598e+05
{'Year_.2020.'}	1.48e+05	48319	3.0629	103	0.002797	52169	2.4383e+05
{'Inf' }	1998.4	6938.6	0.28802	103	0.77391	-11763	15759
{'Mobil' }	-2463.1	2122.1	-1.1607	103	0.24844	-6671.8	1745.5
{'Broad' }	-196.68	598.16	-0.32881	103	0.74296	-1383	989.62
{'E_Gov' }	-2452.1	1151	-2.1304	103	0.035523	-4734.8	-169.31
{'Fixed' }	-6947.5	3758.6	-1.8484	103	0.067408	-14402	506.76
{'QOL' }	610.66	353.98	1.7251	103	0.087503	-91.374	1312.7
{'Innov' }	4009.7	3897	1.0289	103	0.30593	-3719.1	11738
{'C2' }	5106.7	1827.9	2.7938	103	0.0062134	1481.5	8732
{'D2' }	-5806.6	2002.4	-2.8999	103	0.0045635	-9777.8	-1835.4

Figura 26. Modelos Efectos Fijos Pais y Año

Una vez establecidos y obtenidos los diferentes modelos, procedemos a su análisis y comparación con el fin de obtener el mejor modelo de los seis ejecutados. Dicho modelo que aporte el mejor resultado será el usado para obtener mediante un análisis de la importancia de cada variable de manera incremental, y así pues concluir con el mejor modelo posible con las variables independientes disponibles.

Por tanto, para el análisis preliminar sobre la comparación de los diferentes métodos de análisis de regresión (efectos fijos y efectos aleatorios) utilizaremos dos medidas específicas para la comparación de modelos de regresión. El AIC y el BIC.

El AIC, criterio de información de Akaike, supone una medida para la comparación de modelos estadísticos con el fin de evaluar la bondad de ajuste de los modelos respecto a sus datos y la complejidad de su estructura. El criterio de información Akaike no es *in situ* una aproximación formal a la evidencia, sino que es el resultado de minimizar la divergencia de Kullback-Leibler entre las distribuciones estimadas y las predictivas.²⁰

Su base radica en la idea de que un modelo preciso y eficaz debe poseer un buen ajuste de bondad de sus datos, a la vez que dispone de un número de parámetros suficiente para convertirse en un modelo eficiente dónde no queda la redundancia de información. Evalúa el modelo que refleje el ajuste óptimo entre las diferentes variables independientes para cada variable dependiente específica. Es por ello, que el AIC está conformado por dos aspectos importantes: el método de máxima verosimilitud²¹ y el número de parámetro independientes a la hora de efectuar el modelo de regresión.

Su valor no refleja una interpretación absoluta. ¿Qué quiere decir? Es una medida conformada respecto a la bondad de ajuste de sus datos que no refleja ningún resultado absoluto, sino que es más bien una medida de comparación relativa. Se considera un mejor modelo y más ajustado el que disponga un AIC más bajo, ya que cuanto más reducido se presente significará que el modelo proporciona un ajuste que conlleva una menor penalización por la complejidad de su estructura. Su valor puede llegar a ser negativo, pero esto no tiene mayor repercusión. Directamente quiere decir que el logaritmo del método de máxima verosimilitud del modelo ajustado es más grande que el número de parámetros a considerar.

²⁰ <https://www.sciencedirect.com/topics/psychology/akaike-information-criterion>

²¹

En resumen, es más bien un método estadístico utilizado de forma general para la comparación y selección de modelos de un solo nivel. Califica como mejor modelo el cual explica de una manera más simple y precisa la relación entre la varianza de la variable dependiente con el mínimo número de variables independientes.²² Dispensa un objetivo diferenciador para comparar modelo candidatos y seleccionar el mejor, ya sea con combinaciones diferentes de variables independientes, al igual que el criterio de información Bayesiano, BIC.²³

El criterio de información Bayesiano (BIC) opera también bajo la interpretación de la bondad de ajuste de un modelo. Normalmente utilizado para la selección de modelos, estrechamente ligado al AIC. De la misma manera que realiza el AIC, este criterio también penaliza a los modelos por la complejidad de su ajuste. Sin embargo, penaliza en una escala mayor al AIC. Cabe destacar sobre el uso de este criterio que solamente es preciso utilizarlo con modelos donde la variable dependiente sea la misma para que pueda haber estimaciones correctas. Entre sus diferentes usos, destaca su capacidad de aplicabilidad a diferentes tipos de modelo entre los que destacan las series de tiempo y regresiones lineales.²⁴

Antes de comparar los modelos con dichos criterios, es importante considerar aspectos apartados del modelo de regresión como son la propia naturaleza de las variables, el objetivo propio de la investigación y factores como la relevancia práctica de los analizado. Es posible la comparación mediante el AIC y el BIC de modelos con diferente variable dependiente, no obstante, esta comparación se presume más compleja y con mayor nivel de imprecisiones. En la práctica tanto por el BIC como por el AIC, se considera que no es óptimo comparar modelos basados en conjuntos de datos diferentes.²⁵

A la hora de comparar las variables dependientes, debe analizarse por igual el tipo de escala de la variable, su estructura conforme al resto de datos y las cualidades específicas de la propia variable y de su entorno. La elección del modelo final no solo repercute del resultado numérico intrínseco de un modelo de regresión, sino que también depende de las metas que haya, los datos y métodos disponibles y de características externas

²² Disponible en: <https://medium.com/geekculture/akaike-information-criterion-model-selection-c47df96ee9a8>

²³ Disponible en: <https://support.numxl.com/hc/es/articles/215531083-Ap%C3%A9ndice-B-Criterio-de-Informaci%C3%B3n-Akaike-AIC->

²⁴ Disponible en: [https://support.numxl.com/hc/es/articles/214065006-Ap%C3%A9ndice-C-Criterio-de-Informaci%C3%B3n-Bayesiano-Schwarz-BIC-SIC-#:~:text=Criterio%20de%20Informaci%C3%B3n%20Bayesiano%20\(BIC,un%20conjunto%20finito%20de%20modelos.](https://support.numxl.com/hc/es/articles/214065006-Ap%C3%A9ndice-C-Criterio-de-Informaci%C3%B3n-Bayesiano-Schwarz-BIC-SIC-#:~:text=Criterio%20de%20Informaci%C3%B3n%20Bayesiano%20(BIC,un%20conjunto%20finito%20de%20modelos.)

²⁵ Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/topics/psychology/akaike-information-criterion>

Dicho esto, ¿qué criterio es conveniente utilizar? Los dos criterios como hemos argumentado anteriormente castigan los modelos que no dispongan de un ajuste adecuado. Se dedican a equilibrar la complejidad del modelo con su respectivo ajuste para valorar la consistencia y verosimilitud del modelo. Una estructura ineficiente sería cuando la información que aportan las diferentes variables independientes es repetida o estrechamente similar, dando un supuesto de redundancia en los datos.

Desde un punto de vista comparativo, como norma general cada criterio lleva asociado una causa y un fin distinto. EL AIC, originado por la regla de Akaike, tiene como objetivo predecir observaciones independientes cuya precisión es obtenida a través de minimizar la divergencia de *Kullback-Leibler*. Un criterio que trata de seleccionar el modelo que más se ajuste a la realidad, dando a entender que la realidad exacta nunca se podrá contener en un modelo de regresión.²⁶ Por el contrario, el BIC originado por medio de la regla de Bayes, tiene un fin último diferente el cual reside en encontrar el modelo verdadero²⁷ donde las dimensiones sean las mismas y permanezcan fijas.

Con respecto al AIC frente al BIC, se considera el criterio de información óptimo cuando en el rango de modelos a ejecutar todos son incorrectos e ineficientes o como mucho uno es correcto. Persigue encontrar la mayor perfección en la imperfección, por lo que, en la mayoría de los casos con datos poco procesados, de inicio el análisis del AIC Se considera como el más válido de todos. Óptimo entre investigadores estadísticos quienes sugieren el criterio AIC como una poderosa medida a la hora de seleccionar entre modelos anidados y no anidados, puesto que persigue la aproximación más cercana a la realidad.

Con respecto al BIC frente al AIC, este es el óptimo si se busca el modelo correcto absoluto. Si dentro del espectro de análisis hay varios modelos correctos, es el BIC el criterio preponderante a la hora de analizar cuál de ellos es mejor. El BIC busca la simpleza y máxima eficiencia en el proceso. Por lo que a la hora de escoger con qué criterios nos queremos quedar para seleccionar nuestro mejor modelo, estaríamos decidiendo si perseguir un modelo más complejo y erróneo en cierto modo, o un modelo simple y verdadero.

No obstante, la recomendación de los especialistas y lo escrito sobre los criterios argumenta la utilización de los dos criterios a la hora de seleccionar el mejor modelo. Preponderar el objetivo y la relevancia práctica que se busca, y ver qué modelo aún de mejor manera cada una de las vertientes. En la mayoría de los casos, los dos criterios irán a la par en cuanto a la

²⁶ Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6962709/>

²⁷ Completamente realista. En consonancia al 100% con la realidad.

información que despliegan y el mejor modelo será el que consiga minimizar los valores en los dos criterios conjuntamente. El AIC con modelos complejos presenta el riesgo del sobreajuste, mientras que el BIC presenta riesgo de infraajuste por la significativa penalización que acarrea en sus modelos. Por ello, realizar un análisis conjunto contrarresta cualquiera de estos indicios.

Por ello, siguiendo las pautas de la recomendación final, haremos un análisis tomando como base los dos criterios comentados, el AIC y el BIC conjuntamente. Tomando dichos criterios el modelo que relaciona las variables de manera más óptima, se aproxima más a la realidad y presenta resultados más consistentes y precisos es:

```
modelo_fijo_3 = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + Year + Country')
```

5.3 Análisis del Modelo Base

Dicho modelo presenta los mejores resultados tanto en el AIC como en el BIC, demostrando que dentro de los seis modelos efectuados es el más consistente y en el que la relación entre variables independiente con la variable dependiente es más eficiente. Frente a los demás modelos, este presenta el mayor ajuste tanto en el AIC y en el BIC. Sin embargo, no debemos subestimar los demás modelos a la hora de identificar los diferentes patrones que podemos ver. Ello no quiere decir que tomemos todos los modelos, sino lo más próximos al modelo más estable. Tomar como referencia los modelos poco ajustados podría llevarnos a resultados y conclusiones contradictorias ya que son modelos en los que la información es muy sesgada y redundante. Los modelos que serán tomados como referencia son el modelo principal, el modelo aleatorio con las dos unidades (País y Año), el modelo aleatorio solamente con el País y el modelo fijo con el País solo.

Como primer análisis debemos destacar las relaciones inversas reflejadas respecto a los *estimates*, que son los coeficientes de regresión para la variable independiente específica. Un *estimate* lo que refleja es la magnitud de la relación entre la variable dependiente con las demás. Es la estimación de por cada cambio de unidad que acontezca en una variable independiente, la cantidad de unidades que cambiaría en la dependiente y en qué forma según el símbolo que reflejen. En todos los modelos tomados como referencia, las variables independientes que presentan relaciones inversas (negativas) con el PIB del país son la

velocidad de la banda ancha, el porcentaje de actividades de particulares con la administración pública por medio de internet y la seguridad financiera de la población senior. Todo ello interpretamos que confiere un mayor nivel de gastos e inversiones por parte del País reduciendo el PIB del país, o una peor gestión por internet de los asuntos de los particulares. Ello no quiere decir que sea malo, solamente que a efectos de la cuantía del PIB la relación es negativa y que dónde se ven reflejados sus beneficios es en la correlación con la calidad de vida en el país.

Subrayar también la importante del análisis de los *p-value* en el modelo de regresión. Un *p-value* es una medida que refleja la evidencia de que existe una relación significativa entre la respectiva variable independiente y la variable dependiente. Si posee un *p-value* < 0.05 significa que en el 95% de los casos las variables poseen una relación significativa. Es decir, no se puede negar que existe suficiente evidencia como para rechazar la hipótesis nula que supone la no interdependencia entre las variables. Dicho valor expresa que la variable independiente tiene un peso significativo en el desarrollo de la variable dependiente. Cuanto menor, mejor. Valores cercanos a 0.05, pero superiores reflejan cierto impacto significativo en la variable dependiente aún no de la misma manera ni importancia que con las que poseen menor *p-value*. Ya a partir de un valor >0.1 se considera la escasa o nula interrelación entre la variable dependiente y la independiente.

En nuestro caso, observamos en los modelos tomados como referencia que las variables más representativas son sobre todo las variables relacionadas con la esfera de la población senior. Tanto la participación en el mercado laboral (C2) como la seguridad financiera de las personas mayores (D2), se posicionan como las variables con más peso a la hora de entablar la evidencia de que la esfera jurídica, social y laboral de las personas mayores están estrechamente relacionadas con el desarrollo del país y la conformación del PIB. Es interesante denotar que, entre las variables independientes en el modelo, las variables más relacionadas con la mejora y cuidado de la calidad de vida son las que más peso tienen (QOL, C2 y D2). En todos los modelos tanto el índice de calidad de vida (QOL) como el mercado laboral senior y la seguridad financiera senior, han obtenido un peso significativo con respecto al PIB. El índice de calidad de vida en el modelo más eficiente no se encuentra dentro del umbral de <0.05 , pero la significancia en los demás modelos referentes nos ayuda a entender que si posee un peso significativo positivo en cuanto al desarrollo del PIB. Las demás variables significativas en el modelo escogido como el más eficiente, suscripciones fijas de ancho de banda (Fixed) y el porcentaje de actividades de particulares con la

administración pública por medio de internet (E_Gov), han visto incrementada su relación cuanto más preciso era el modelo, dándonos a entender que en datos correctos su relevancia es significativa. Por añadidura, deberemos entender más adelante la posición de las demás variables independientes en torno al peso que tienen en relación con el PIB; sobre todo el índice de innovación quien según el modelo cambia su signo de coeficiente de regresión o su peso por medio del *p-value*.

No obstante, tal y como llevamos a cabo en el análisis de las correlaciones, para apoyar las conclusiones de este modelo vamos a tomar como referencia también las variables dependientes anteriores, el logaritmo neperiano y el crecimiento del PIB. Realizamos el mismo procedimiento con el fin de obtener el mejor modelo en cada uno de los casos.

Por parte del logaritmo neperiano como variable dependiente, el modelo con mejores características según los criterios seguidos anteriormente es el mismo que con la variable exacta del PIB. Un modelo de regresión con efectos fijos en Año y País. Para reflejar dicho resultado, mostramos el AIC y BIC del segundo mejor modelo con la variable dependiente LN, el cual utiliza un modelo con efecto fijo en el País.

Formula:

LNGDP ~ 1 + Country + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
-304.03	-231.4	177.01	-354.03

Figura 27. Modelo Efectos Fijos País LN

Formula:

LNGDP ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1 | Year) + (1 | Country)

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
-205.54	-167.78	115.77	-231.54

Figura 28. Modelos Efectos Fijos País y Año LN

Y nuestro modelo más eficiente y representativo:

Formula:

$$\text{LNGDP} \sim 1 + \text{Country} + \text{Year} + \text{Inf} + \text{Mobil} + \text{Broad} + \text{E_Gov} + \text{Fixed} + \text{QOL} + \text{Innov} + \text{C2} + \text{D2}$$

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
-311.03	-235.49	181.52	-363.03

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{ '(Intercept)' }	-34.847	15.755	-2.2118	110	0.029051	-66.071	-3.6235
{ 'Country_PRT' }	-1.8744	0.066027	-28.388	110	1.9159e-52	-2.0053	-1.7436
{ 'Country_FRA' }	0.61077	0.10041	6.083	110	1.748e-08	0.41179	0.80975
{ 'Country_AUT' }	-1.3831	0.062611	-22.091	110	3.0258e-42	-1.5072	-1.2591
{ 'Country_BEL' }	-0.99726	0.061962	-16.095	110	1.1047e-30	-1.12	-0.87446
{ 'Country_DNK' }	-1.42	0.13503	-10.516	110	2.5456e-18	-1.6876	-1.1524
{ 'Country_FIN' }	-1.8515	0.1045	-17.717	110	5.2664e-34	-2.0586	-1.6444
{ 'Country_GRC' }	-1.5986	0.11815	-13.53	110	3.7544e-25	-1.8327	-1.3644
{ 'Country_IRL' }	-1.7225	0.075707	-22.752	110	2.1049e-43	-1.8725	-1.5725
{ 'Country_ITA' }	0.22073	0.063207	3.4921	110	0.00069104	0.095466	0.34599
{ 'Country_NLD' }	-0.50349	0.12065	-4.1732	110	6.0249e-05	-0.74259	-0.26439
{ 'Country_NOR' }	-1.2848	0.1032	-12.449	110	9.8445e-23	-1.4894	-1.0803
{ 'Country_POL' }	-1.0717	0.083546	-12.827	110	1.3861e-23	-1.2372	-0.90611
{ 'Country_SWE' }	-1.0839	0.13309	-8.144	110	6.541e-13	-1.3477	-0.82016
{ 'Country_GBR' }	0.71195	0.089455	7.9588	110	1.6952e-12	0.53467	0.88923
{ 'Year' }	0.023962	0.007853	3.0513	110	0.0028565	0.0083989	0.039525
{ 'Inf' }	0.0011566	0.0064356	0.17972	110	0.8577	-0.011597	0.013911
{ 'Mobil' }	4.2649e-06	0.0027725	0.0015383	110	0.99878	-0.0054902	0.0054988
{ 'Broad' }	-0.001037	0.00079775	-1.3	110	0.19633	-0.002618	0.0005439
{ 'E_Gov' }	-0.0018288	0.001521	-1.2024	110	0.23179	-0.004843	0.0011854
{ 'Fixed' }	-0.0083083	0.0050435	-1.6473	110	0.10234	-0.018303	0.0016867
{ 'QOL' }	0.00040032	0.00037956	1.0547	110	0.29388	-0.00035188	0.0011525
{ 'Innov' }	0.00068022	0.00483	0.14083	110	0.88826	-0.0088918	0.010252
{ 'C2' }	0.0099188	0.0023575	4.2073	110	5.2941e-05	0.0052467	0.014591
{ 'D2' }	0.0061534	0.0027036	2.276	110	0.024784	0.00079543	0.011511

Figura 29. Modelo Base Más Representativo

En el caso del logaritmo neperiano tanto el AIC como el BIC son negativos, pero ello no tiene una connotación negativa por parte de la relación entre la variable independiente con la variable dependiente. El AIC y BIC son criterios que su importancia radica realmente en la comparación otros modelos, y su valor no dispensa una interpretación absoluta de la bondad de ajuste del modelo. Por ello, la importancia de estas comparaciones de las variables dependientes (logaritmo y crecimiento) con la variable dependiente PIB, radica más bien en observar los patrones que siguen entre ellas. Como argumentamos anteriormente, a la hora de comparar debemos tener en cuenta también la naturaleza del estudio y la relevancia práctica que queremos dar al trabajo. Por cuestión de modelos más ajustados escogeríamos el modelo de regresión relativo al logaritmo neperiano. Sin embargo, no se pueden comparar modelos con diferente variable dependiente ya que entre ellas se diferencia por sus escalas y la información que sonsacaríamos de una comparación sería sesgada y poco precisa.

Es por ello, que como realmente queremos interpretar la relación del PIB con las variables senior, de digitalización y de calidad de vida; nuestro objetivo es el uso del PIB como variable dependiente ya que queremos demostrar una relevancia práctica y objetivos claros en el trabajo.

Habiendo aclarado la elección del PIB como variable dependiente en comparación con las demás, sugerimos ahora un análisis breve tanto de los resultados del modelo referido al logaritmo como al crecimiento. Respecto al modelo mostrado anteriormente con el logaritmo neperiano como variable dependiente, podemos observar que sigue la misma tónica que con el general. Mismo tipo de modelo es el más eficiente, y las variables senior siguen siendo las que más peso tienen a la hora de relacionarse directamente con el PIB. Sin embargo, respecto a la transformación lineal que sigue el logaritmo, la seguridad financiera posee un coeficiente de regresión positivo. Lo cual tiene sentido ya que aunque con la variable general fuese negativo, en este caso representa que dicha relación que tiene con el PIB sea el cambio de cualquier signo es lineal con el cambio en el PIB. Un coeficiente positivo enmarca esta relación lineal del resultado del PIB, ya sea con la variable general positiva o negativa. Y, por último, destacar que las demás variables significativas en el anterior modelo en este poseen menor significancia, pero en proporción todas las variables independientes siguen la misma línea que con el PIB como variable dependiente.

Con respecto al crecimiento del PIB, el modelo más eficiente sería el siguiente:

modelo_aleatorio_3 = fitlme(tablaGDPG, 'GDPG ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1|Year) + (1|Country)')

Formula:

GDPG ~ 1 + Inf + Mobil + Broad + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D2 + (1 | Year) + (1 | Country)

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
678.31	716.08	-326.16	652.31

Fixed effects coefficients (95% CIs):

Name	Estimate	SE	tStat	DF	pValue	Lower	Upper
{ '(Intercept)' }	-6.3707	3.7616	-1.6936	125	0.092829	-13.815	1.074
{ 'Inf' }	-0.17299	0.30739	-0.56275	125	0.57461	-0.78135	0.43538
{ 'Mobil' }	0.039757	0.08311	0.47836	125	0.63323	-0.12473	0.20424
{ 'Broad' }	0.017124	0.022328	0.76695	125	0.44456	-0.027065	0.061313
{ 'E_Gov' }	-0.053121	0.032469	-1.6361	125	0.10434	-0.11738	0.011139
{ 'Fixed' }	-0.085018	0.082916	-1.0254	125	0.30718	-0.24912	0.079083
{ 'QOL' }	0.017737	0.015201	1.1668	125	0.2455	-0.012348	0.047821
{ 'Innov' }	0.13339	0.084311	1.5821	125	0.11615	-0.033472	0.30025
{ 'C2' }	0.0263	0.055084	0.47746	125	0.63387	-0.082718	0.13532
{ 'D2' }	0.010489	0.047052	0.22292	125	0.82397	-0.082633	0.10361

Figura 30. Modelo Efectos Aleatorios Crecimiento

En este caso preponderando los efectos aleatorios frente a los efectos fijos. De hecho, el crecimiento del PIB presenta una relación completamente opuesta frente al PIB con las variables independientes. Ninguna de ellas en el mejor modelo del crecimiento del PIB,

presenta una relación suficientemente representativa para ser significativa a la hora de explicar el crecimiento del PIB de un país según los diferentes *p-values* de las variables. En conclusión, deberíamos subrayar la diferencia en impacto sobre crecimiento del PIB y que podríamos concluir según estos resultados que las variables senior tienen un peso significativo en cuanto a conformar el PIB de un país, pero el crecimiento de dicho PIB no es originado por la esfera senior sino más bien por otros factores. No son significativas en el crecimiento del PIB, es decir sirven para explicar el PIB de un país, pero no el crecimiento de dicho.

No obstante, tras este análisis, de las variables independientes cuáles son individualmente las más significativas y qué conjunto de variables llega a explicar de una mejor forma la relación de estas con el PIB, utilizando el menor número de variables posible y evitando en todo caso la redundancia de información innecesaria. Esto mismo acometeremos en el siguiente apartado de análisis del trabajo.

5.4 Modelo Incremental

5.4.1 Modelo Individual por Variable

Una vez seleccionado el modelo que mejor se adecua a las variables independientes que tenemos, ya podemos proseguir con el análisis final y búsqueda del modelo final que con el menor número de variables no de la información más eficiente acerca de la relación entre la variable dependiente con las variables independientes. Procedemos a valorar el peso individual de cada variable y sobre la variable que individualmente obtenga un mayor AIC construiremos un modelo incremental que nos dé el modelo más representativo y eficiente, el cual será nuestro modelo de regresión final.

1. Cambio en el IPC

```
modelo_Inf = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Inf + Year + Country') 5
```

```
Formula:
  GDP ~ 1 + Country + Year + Inf

Model fit statistics:
  AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
  3355     3427.6    -1652.5         3305
```

Figura 31. Modelo Incremental Inflación

2. Uso de datos móviles por suscripción de banda ancha

```
modelo_Mobil = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Mobil + Year + Country') 4
```

```
Formula:
  GDP ~ 1 + Country + Year + Mobil

Model fit statistics:
  AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
  3354.7   3427.3   -1652.4      3304.7
```

Figura 32. Modelo Incremental Datos Móviles

3. Velocidad banda de ancha

```
modelo_Broad = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Broad + Year + Country') 6
```

```
Formula:
  GDP ~ 1 + Country + Year + Broad

Model fit statistics:
  AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
  3355.1   3427.7   -1652.6      3305.1
```

Figura 33. Modelo Incremental Velocidad

4. Porcentaje de actividades de particulares con entidades públicas por medio de internet

```
modelo_E_Gov = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + E_Gov + Year + Country')
```

```
Formula:
  GDP ~ 1 + Country + Year + E_Gov

Model fit statistics:
  AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
  3353.1   3425.7   -1651.5      3303.1
```

Figura 34. Modelo Incremental E_Gov

5. Suscripciones fijas de bando de ancha

```
modelo_Fixed = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Fixed + Year + Country')
```

```

Formula:
    GDP ~ 1 + Country + Year + Fixed

Model fit statistics:
    AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
    3354.1    3426.7    -1652          3304.1

```

Figura 35. Modelo Incremental Fixed

6. Índice de Calidad de Vida

```

modelo_QOL = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + QOL + Year + Country')

```

```

Formula:
    GDP ~ 1 + Country + Year + QOL

Model fit statistics:
    AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
    3354.4    3427.1    -1652.2        3304.4

```

Figura 36. Modelo Incremental QOL

7. Índice de Innovación

```

modelo_Innov = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + Innov + Year + Country')

```

```

Formula:
    GDP ~ 1 + Country + Year + Innov

Model fit statistics:
    AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
    3355      3427.6    -1652.5        3305

```

Figura 37. Modelo Incremental Innov

8. Mercado laboral Senior

```

modelo_C2 = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + C2 + Year + Country')

```

```

Formula:
    GDP ~ 1 + Country + Year + C2

Model fit statistics:
    AIC      BIC      LogLikelihood  Deviance
    3350.3    3423      -1650.2        3300.3

```

Figura 38. Modelo Incremental C2

9. Seguridad Financiera Senior

```
modelo_D2 = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + D2 + Year + Country')
```

Formula:

```
GDP ~ 1 + Country + Year + D2
```

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3353.1	3425.7	-1651.5	3303.1

Figura 39. Modelo Incremental D2

Tras efectuar el modelo de efectos fijos en Año y País por cada una de las variables independientes, podemos observar que la variable del mercado laboral senior es la más representativa y la que más peso refleja en relación con el PIB. Después de esta, el orden sigue de la siguiente manera: Seguridad Financiera Senior, Porcentaje de actividades de particulares con entidades públicas por medio de internet, Subscripciones Fijas Banda de Ancha, Índice de Calidad de Vida, Uso de datos móviles por suscripción de banda ancha, Cambio en el IPC, Índice de Innovación y, por último, velocidad de banda ancha.

De nuevo, observamos que las variables senior son las que más peso tienen en relación con el PIB, las mejores ajustadas y las más consistentes a la hora de la información que dispensa de la relación. Tras ellas, las demás variables independientes se entremezclan entre todas ellas en un espectro de AIC muy cercano, lo que sugiere que entre ellas la bondad de ajuste frente al modelo es casi la misma.

Una vez enfocada la variable independiente con mayor peso, procedemos a la construcción del modelo incremental. Este conformará un código que por cada fase irá sumando la variable con más peso previa al modelo de regresión. Este sigue la siguiente estructura:

```
{
    % Variables independientes excluyendo las incluidas en el modelo
    variablesindependientes2 = {'Inf', 'Mobil', 'Broad', 'E_Gov', 'Fixed',
    'QOL', 'Innov', 'D2'};
    % Estructura para almacenar cada uno de los modelos
    modelos2 = struct();
    % Inicializar variables para el mejor modelo y el mejor AIC
    mejor_AIC2 = Inf;
    mejor_modelo2 = [];
    % Bucle for para el ajuste del modelo
    for i = 1:length(variablesindependientes2)
        % Variable independiente actual
        variable_actual2 = variablesindependientes2{i};
        % Modelo con Country y Year fijos
        formula2 = ['GDP ~ 1 + ', variable_actual2, ' + C2 + Country + Year'];
        modelo_actual2 = fitlme(tablaGDP, formula2);
    end
}
```

```

    % Obtener el AIC del modelo actual
    AIC_actual2 = modelo_actual2.ModelCriterion.AIC;
    % Actualizar el mejor modelo si el AIC actual es menor
    if AIC_actual2 < mejor_AIC2
        mejor_AIC2 = AIC_actual2;
        mejor_modelo2 = modelo_actual2;
    end
    % Almacenar en la estructura
    modelos3.(variable_actual2) = modelo_actual2;
end
% Mejor modelo
disp(mejor_modelo2);
}

```

5.4.2 Modelo Incremental

1. PRIMERA FASE

Como hemos comentado anteriormente, la variable referida a la participación de las personas mayores en el mercado laboral es la más significativa y la variable mejor ajustada en relación con el PIB de un país. No obstante, el modelo de regresión tan solo con esta variable no expresa el modelo más ajustado posible. Por tanto, por consiguiente, comenzaremos con el modelo incremental dónde la variable de mercado laboral senior será con la que se construya dicho modelo.

2. SEGUNDA FASE

Formula:

$$\text{GDP} \sim 1 + \text{Country} + \text{Year} + \text{C2} + \text{D2}$$

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3345.9	3421.4	-1646.9	3293.9

Figura 40. FASE 2

Implementado el código expuesto anteriormente, la segunda variable con más peso y más significativa es la seguridad financiera de las personas mayores, dejando así por asentado que dentro de los diferentes tipos de variables que tenemos (digitalización, calidad de vida, macro y de longevidad) las variables relacionadas con la economía de la longevidad y las personas mayores son las que más peso e información aportan en relación con la conformación del PIB.

3. TERCERA FASE

Formula:

GDP ~ 1 + Country + Year + E_Gov + C2 + D2

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3343.9	3422.4	-1645	3289.9

Figura 41. FASE 3

Continuamos con el modelo incremental que volvemos a ejecutar, esta vez sumando la variable D2 en la fórmula y excluyendo dicha variable de la lista de variables independientes. Como siguiente variable con más peso en el modelo nos sale el porcentaje de particulares que llevan a cabo actividades con las entidades públicas por medio de internet. La suma de esta variable, reflejado en el AIC del modelo, añade cierto valor añadido al modelo en el que podemos ver que las variables independientes senior con esta nueva variable independiente conforman un mejor modelo que tan solo con las variables senior.

4. CUARTA FASE

Formula:

GDP ~ 1 + Country + Year + E_Gov + QOL + C2 + D2

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3344.2	3425.6	-1644.1	3288.2

Figura 42. FASE 4

Proseguimos con el modelo incremental, realizando el mismo procedimiento tan solo que esta vez con la variable 'E_Gov'. Es interesante denotar que la siguiente variable que aporta mayor ajuste al modelo de hecho no lo aporta. Tanto el AIC como el BIC sufren una caída en su ajuste en cuanto a la bondad de ajuste del modelo y sus datos. Frente a esto podríamos concluir que el índice de calidad de vida no aporta lo suficiente al modelo como para testamentar que no es una variable que aporte un peso significativo. Sin embargo, esto no es así, el índice de calidad de vida aporta un valor añadido al modelo, pero no en términos de ajuste, pero sí en términos de varianza en el modelo. Y esto se podrá ver reflejado en el siguiente modelo, ya que al crear un modelo más consistente en términos de varianza y sesgo si la próxima variable también posee un peso significativo se podrá ver reflejado.

5. QUINTA FASE

Formula:

GDP ~ 1 + Country + Year + E_Gov + Fixed + QOL + C2 + D2

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3343.6	3427.8	-1642.8	3285.6

Figura 43. FASE 5

Realizamos el mismo procedimiento con la variable ‘QOL’ y vemos los frutos de la conclusión que llegamos en el anterior apartado. Observamos que la conjunción del número de suscripciones fijas de banda ancha con el índice de calidad de vida refleja un salto cualitativo en el modelo de regresión. Mejoran conjuntamente la bondad de ajuste del modelo y crean por tanto un valor añadido conjunto que procesa un modelo mejor ajustado y con variedad de variables que expresan información buena e importante.

6. SEXTA FASE

Formula:

GDP ~ 1 + Country + Year + Mobil + E_Gov + Fixed + QOL + Innov + C2 + D

Model fit statistics:

AIC	BIC	LogLikelihood	Deviance
3345.3	3435.4	-1641.6	3283.3

Figura 44. FASE 6

Proseguimos con el modelo, realizando el mismo procedimiento, pero con la variable ‘Fixed’. En este caso damos por concluido el modelo incremental debido a que la próxima variable que aporta el peso más significativo, en realidad no aporta valor añadido al modelo. El modelo de un salto para atrás importante en términos de AIC y BIC por lo que a partir de la variable anterior el modelo no va a poder ser mejorado más y la información extra será redundante.

5.4.3 Modelo Final

Tras el modelo incremental nos quedamos finalmente con nuestro modelo final. El modelo más ajustado y que aporta la mayor información en cuanto a las relaciones con el Producto Interior Bruto de un país, al mismo tiempo que utiliza el menor número de variables para dar un resultado eficiente. Por medio de un conjunto de datos complejo, crea un modelo que

simplifica y aúna la información de todas las variables independientes de forma eficiente y consistente. Por tanto, con este análisis final nos quedamos con nuestro modelo final.

% MODELO FINAL

modelo_final = fitlme(tablaGDP, 'GDP ~ 1 + E_Gov + Fixed + QOL + C2 + D2 + Year + Country')

{'Country_FRA'}	1.1714e+06	55825	20.983	107	1.0238e-39	1.0607e+06	1.282e+06
{'Country_AUT'}	-8.311e+05	39347	-21.122	107	5.7752e-40	-9.091e+05	-7.531e+05
{'Country_BEL'}	-7.2631e+05	44320	-16.388	107	6.0898e-31	-8.1417e+05	-6.3845e+05
{'Country_DNK'}	-8.6588e+05	88169	-9.8206	107	1.3007e-16	-1.0407e+06	-6.9109e+05
{'Country_FIN'}	-8.9585e+05	56208	-15.938	107	5.0695e-30	-1.0073e+06	-7.8443e+05
{'Country_GRC'}	-1.1324e+06	77609	-14.591	107	3.3657e-27	-1.2862e+06	-9.7853e+05
{'Country_IRL'}	-9.4765e+05	43359	-21.856	107	2.9585e-41	-1.0336e+06	-8.617e+05
{'Country_ITA'}	4.1807e+05	47995	8.7107	107	4.1531e-14	3.2292e+05	5.1321e+05
{'Country_NLD'}	-4.1708e+05	73993	-5.6368	107	1.4207e-07	-5.6376e+05	-2.704e+05
{'Country_NOR'}	-6.746e+05	69280	-9.7373	107	2.0085e-16	-8.1194e+05	-5.3726e+05
{'Country_POL'}	-8.764e+05	57832	-15.154	107	2.1651e-28	-9.9105e+05	-7.6176e+05
{'Country_SWE'}	-7.3336e+05	76058	-9.6421	107	3.2992e-16	-8.8414e+05	-5.8258e+05
{'Country_GBR'}	1.2185e+06	38047	32.027	107	1.2143e-56	1.1431e+06	1.294e+06
{'Year_2013.'}	-6431.5	18477	-0.34808	107	0.72846	-43060	30197
{'Year_2014.'}	31943	19227	1.6614	107	0.099565	-6171.9	70057
{'Year_2015.'}	65748	20800	3.161	107	0.0020454	24515	1.0698e+05
{'Year_2016.'}	57288	25876	2.2139	107	0.028954	5992	1.0858e+05
{'Year_2017.'}	78705	25964	3.0313	107	0.0030545	27234	1.3018e+05
{'Year_2018.'}	1.0317e+05	28785	3.5841	107	0.00051095	46106	1.6023e+05
{'Year_2019.'}	1.3322e+05	30575	4.3571	107	3.0354e-05	72607	1.9383e+05
{'Year_2020.'}	97503	33042	2.9509	107	0.0038934	32002	1.63e+05
{'E_Gov' }	-2763.6	1122.9	-2.4611	107	0.015451	-4989.7	-537.53
{'Fixed' }	-5020.2	3059.6	-1.6408	107	0.10377	-11086	1045.1
{'QOL' }	625.7	334.24	1.872	107	0.063933	-36.884	1288.3
{'C2' }	4826.8	1793.5	2.6913	107	0.0082604	1271.5	8382.1
{'D2' }	-6191.5	1973.5	-3.1372	107	0.0022033	-10104	-2279.1

Figura 45. Datos Modelo Final

5.5 CONCLUSIÓN FINAL

Damos, por tanto, concluido el trabajo en una conclusión breve que es lo que atañe al objetivo principal. Las variables relacionadas con la población senior son significativas y tienen un peso importante a la hora de conformar el PIB de un país. Al menos referido al mercado laboral senior y a la seguridad financiera senior. No obstante, debemos destacar que aunque sean significativas a nivel de conformar el PIB da igual en qué signo, no son significativas en cuanto al crecimiento del PIB.

6. BIBLIOGRAFÍA Y ANEXOS

Código entero desglosado GITHUB:

<https://github.com/AlejandroVarelaGarciaDeRivera/AlejandroVarelaGarciaDeRivera/commit/482bc15d3b6426cb00a094f7f4333bc5922d7c1b>

Aracil, E. Roch, D. Diaz-Aguiluz, E. (2022) Universidad Pontificia Comillas. “Indicador sobre el progreso de la Economía Plateada en España, Francia y Portugal. Silver Economy Tracker”

Ke Yang, Hiu-Yee, Zhiling Yu, Tiejun Tong, (2020). “Model Selection between the fixed-effects model and the random.effeact modeil in meta-analysis”.

M.M. Mukaka, “Statistic Corner: A guide to appropriate use of Correlation coefficient in medical research”

Mohamad. (2016) “Apéndice B: Criterio de Información Akaike (AIC)”

Oxford Economics, Universidad de Salamanca. (2021). “Estudio de la economía de la longevidad en España”.

Portet, S. (2020), “A primer on model selection using the Akaike Information Criterio”

Schmidheiny, K. University of Basel (2022). “Panel Data: Fixed and Random Effectcs”

Scott, J. “Achieving a three-dimensional longevity dividend. Nat Ageing 2021”.

Scott, J. (2021). “The Longevity Economy”.

Scott, J. (2021). “The Longevity Society”.

Trujillo-Barreto, N.J. (2015) “Acquisition Methods, Methods and Modeling”

University of Duke. “The logarithm transformation”