



WP-EC 2021-01

# Limitaciones de las metodologías basadas en opiniones de expertos.

## El caso de la automatización del empleo

*Sergio Navarro Palacios*

**Ivie**

Working papers  
Working papers  
Working papers

Los documentos de trabajo del Ivie ofrecen un avance de los resultados de las investigaciones económicas en curso, con objeto de generar un proceso de discusión previo a su remisión a las revistas científicas. Al publicar este documento de trabajo, el Ivie no asume responsabilidad sobre su contenido.

Ivie working papers offer in advance the results of economic research under way in order to encourage a discussion process before sending them to scientific journals for their final publication. Ivie's decision to publish this working paper does not imply any responsibility for its content.

La edición y difusión de los documentos de trabajo del Ivie es una actividad subvencionada por la Generalitat Valenciana, Conselleria de Hacienda y Modelo Económico, en el marco del convenio de colaboración para la promoción y consolidación de las actividades de investigación económica básica y aplicada del Ivie.

The editing and dissemination process of Ivie working papers is funded by the Valencian Regional Government's Ministry for Finance and the Economic Model, through the cooperation agreement signed between both institutions to promote and consolidate the Ivie's basic and applied economic research activities.

La Serie EC, coordinada por Matilde Mas, está orientada a la aplicación de distintos instrumentos de análisis al estudio de problemas económicos concretos.

Coordinated by Matilde Mas, the EC Series mainly includes applications of different analytical tools to the study of specific economic problems.

Todos los documentos de trabajo están disponibles de forma gratuita en la web del Ivie <http://www.ivie.es>, así como las instrucciones para los autores que desean publicar en nuestras series.

Working papers can be downloaded free of charge from the Ivie website <http://www.ivie.es>, as well as the instructions for authors who are interested in publishing in our series.

Versión: abril 2021 / Version: April 2021

Edita / Published by:  
Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas, S.A.  
C/ Guardia Civil, 22 esc. 2 1º - 46020 Valencia (Spain)

DOI: <http://dx.medra.org/10.12842/WPASEC-2021-01>

WP-EC 2021-01

# Limitaciones de las metodologías basadas en opiniones de expertos. El caso de la automatización del empleo

Sergio Navarro Palacios \*

## Resumen

En este estudio, se examinan los problemas de fiabilidad de las predicciones realizadas por seres humanos (en concreto, aquellos considerados expertos en la materia en cuestión). Se comprueba que estas personas adolecen, inevitablemente, de sesgos, heurísticos y exceso de confianza, lo cual les hace incurrir en errores sistemáticos en sus predicciones. Esa perspectiva se aplica al análisis del celeberrimo estudio de Frey y Osborne (2013) sobre riesgo de automatización del empleo por ocupaciones en los EE.UU. Los resultados obtenidos muestran cómo, al menos por el momento, las predicciones de este estudio parecen no estar cumpliéndose, tanto porque las opiniones de los expertos parecen no haber sido demasiado eficaces, como porque el modelo estadístico utilizado parece no haber mejorado los resultados. Los errores en las predicciones de los expertos están en línea con los efectos esperables de los sesgos y heurísticos descritos.

**Palabras clave:** Expertos, sesgos, análisis subjetivos, automatización, Frey y Osborne.

**Clasificación JEL:** C53, E24, J31, J62, O33.

## Abstract

This study examines the problems of reliability of predictions made by human beings (specifically, those considered experts in the subject matter in question). It is found that these people inevitably suffer from biases, heuristics and overconfidence, which cause them to make systematic errors in their predictions. This perspective was applied to the analysis of the investigation of Frey and Osborne (2013) on job automation risk by occupations in the U.S. The results show how, at least for the moment, the predictions of this study seem not to be coming true, both because the experts' opinions seem not to have been too effective, and because the statistical model used seems not to have improved the results. The errors in the experts' predictions are in line with the expected effects of the biases and heuristics previously described.

**Keywords:** Experts, biases, subjective analysis, automation, Frey and Osborne.

**JEL classification:** C53, E24, J31, J62, O33.

---

\* Estudiante de la Universidad Oberta de Cataluña (UOC). Email: sergio\_navarro\_onda@hotmail.com.

Este artículo es fruto de una investigación desarrollada en el marco de una beca de colaboración concedida por el Ministerio de Educación y Formación Profesional y realizada en el Departamento de Análisis Económico de la Universidad de Valencia. Especial agradecimiento a D. Lorenzo Serrano Martínez, mi tutor en esta beca de colaboración.

## I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la literatura económica ha empezado a hacer un uso intensivo de metodologías basadas en juicios de expertos para hacer predicciones en la materia. Ejemplos de ello podrían ser Arntz et al. (2016), sobre el riesgo de automatización de los empleos en las diferentes economías de la OCDE; Martínez-García et al. (2019), sobre la aplicación de la metodología Delphi para la identificación de factores de éxito en el emprendimiento; o los famosos indicadores FUNCAS<sup>1</sup>, realizados por la Obra Social La Caixa sobre la coyuntura económica y financiera española e internacional.

Ciertamente, se trata de una metodología bastante innovadora e interesante. Sin embargo, ¿podemos confiar en ella? En el presente estudio, se pretende hacer una recopilación de la evidencia científica disponible acerca de su fiabilidad. Para una mejor comprensión de esta problemática, se utilizará como ejemplo el celeberrimo estudio de Frey y Osborne (2013): “*The future of employment. How susceptible are jobs to computerisation*”, por cuanto ha sido uno de los más representativos y conocidos en este ámbito. Sin embargo, la mayoría de los comentarios y conclusiones que se expondrán son perfectamente extrapolables a cualquier otro estudio que utilice una metodología similar.

### BREVE INTRODUCCIÓN AL ESTUDIO DE FREY Y OSBORNE (2013)

Con carácter preliminar, se procederá a explicar, de una forma breve y simplificada, cuál es el procedimiento utilizado por Frey y Osborne (2013), para mayor comprensión de los problemas a tratar.

El objetivo manifiesto de este estudio era conocer qué tipo y cuántos empleos estaban en riesgo de ser automatizados en la economía estadounidense en un horizonte temporal de 20 años (periodo desde 2010 hasta 2030). Para ello, realizaron las siguientes acciones:

- 1) Los autores acudieron a un conjunto de expertos en automatización y les dieron una lista de 70 categorías de empleos (utilizando el sistema de codificación de la *Labor Department's Standard Occupational Classification* o SOC) para que los categorizaran en función de si ellos consideraban que existía alta (1) o baja (0) probabilidad de ser automatizados en los próximos 20 años.
- 2) Los autores realizaron una serie de operaciones estadísticas mediante las que pretendían generalizar las opiniones de los expertos al resto de categorías de trabajos de la economía estadounidense. Para ello, utilizaron dos bases de datos distintas: la *Skills Survey* de la O\*NET<sup>2</sup> y la *Occupational Employment Statistics (OES) del U.S. Bureau of Labour Statistics*<sup>3</sup>. Resumidamente, estas operaciones fueron:
  - 2.1) Uniformización de las bases de datos de la O\*NET y la OES, ajustando las categorías de trabajos correspondientes (ambas utilizan códigos SOC, pero con algunas diferencias).
  - 2.2) Cálculo de las correlaciones existentes entre las calificaciones de los expertos sobre la posible automatización de las 70 categorías de trabajos sometidas a su

---

<sup>1</sup> <https://www.funcas.es/indicadores/#>

<sup>2</sup> <https://www.onetcenter.org/dictionary/24.3/excel/skills.html>

<sup>3</sup> <https://www.bls.gov/oes/data.htm>

deliberación y las habilidades personales que, según la O\*NET, requerían dichas categorías de trabajos.

- 2.3) Generalización de las opiniones acerca de la posible automatización de las categorías de empleo muestrales a las 632 categorías de trabajos restantes. Para realizar esta generalización, se utiliza como *driver* las correlaciones entre habilidades personales y probabilidades de automatización calculadas para los valores muestrales. De esta forma, los investigadores obtienen, en un rango de probabilidad, qué categorías de empleos son susceptibles de ser automatizadas en un futuro cercano en función de las características personales que exigen.
- 2.4) Clasificación de los empleos en riesgo bajo, medio o alto de automatización, según el rango de probabilidad obtenido a través del modelo.
- 2.5) Multiplicación del número de personas que desempeñan cada una de las categorías de empleos (obtenidas a través de los datos de la OES) por el riesgo de automatización de cada una de dichas categorías de empleos. De esta forma, el modelo predice la cantidad de empleos en riesgo de desaparecer como consecuencia de la automatización, y su distribución entre cada una de las categorías de trabajos.

Como puede apreciarse de la exposición anterior, el estudio tiene dos fases muy diferenciadas: (i) la recopilación de opiniones subjetivas sobre una muestra de categorías de empleos y (ii) la extensión de esas opiniones al resto de categorías mediante un modelo econométrico.

A este respecto, no se debe olvidar que la propia recopilación de datos estadísticos y las mismas técnicas econométricas utilizadas por Frey y Osborne tienen, intrínsecamente, una serie de errores difícilmente evitables y nada desdeñables. A modo de ejemplo, la uniformización entre dos bases de datos distintas siempre causa problemas (ya sea en forma de pérdida de cantidad de datos o de su calidad). O la gran dificultad que existe para categorizar determinadas realidades como son los empleos o, más aún, las habilidades (en muchos casos, no estará muy claro en qué categoría debería incluirse un determinado empleo o habilidad, lo cual llevará a que sea el encuestador en cuestión el que acabe decidiendo en cada caso, pudiendo originar diversidad de criterios entre las mismas categorías). Otro problema más específico a la encuesta de habilidades de la O\*NET es que son los propios encuestados los que valoran la importancia de cada habilidad en su puesto de trabajo, pudiendo generar diversidad de criterios y, por tanto, errores. Asimismo, las generalizaciones realizadas a través de algoritmos tienen errores intrínsecos, que muchas veces son difícilmente evitables e incluso identificables (de ahí que siempre se trabaje con intervalos de confianza). En definitiva, no debe olvidarse que la metodología de este estudio sigue adoleciendo de todos los problemas y errores propios de la investigación en Ciencias Sociales.

Sin embargo, además, esta metodología tiene el gran problema de que, en última instancia, toda la validez de su análisis descansa en el acierto de las opiniones subjetivas de unos expertos acerca de la posible automatización o no de determinadas categorías de puestos de trabajo. Ahora bien, ¿en qué medida podemos confiar en estas predicciones? Esta problemática es la que se tratará en el siguiente apartado.

## II. PROBLEMAS DE VALIDEZ EN LAS OPINIONES DE EXPERTOS

Para poder apreciar la validez de las opiniones de los expertos, sería conveniente acudir a la disciplina científica que más ha estudiado el fenómeno de la predicción y la estimación por parte de los seres humanos: la Psicología. Según esta rama de las Ciencias Sociales, los seres humanos no son agentes plenamente racionales, sino que adolecen de sesgos cognitivos y heurísticos, lo cual les hace propensos al error (Tversky y Kahneman, 1974). Asimismo, los expertos, en concreto, suelen adolecer de un exceso de confianza, lo cual les hace más proclives a equivocarse (Tetlock, 2005). A continuación, se procederá a describir detalladamente ambas características de la psicología humana para concluir en qué supuestos puede ser razonable recurrir a las estimaciones de los expertos como predictores confiables y en cuáles otros no.

### SESGOS Y HEURÍSTICOS

Los sesgos cognitivos se definen como desviaciones en el proceso mental que conducen a una distorsión en la percepción de la realidad, a la formulación de juicios inexactos o a la realización de interpretaciones ilógicas, pese a que los datos disponibles fuesen ciertos, exactos y lógicos. Por ejemplo, al recibir una información, los seres humanos tienden a dar mayor valor a aquellos datos que confirman sus creencias preestablecidas y a desechar aquellos otros datos que los cuestionan, lo cual es denominado sesgo de confirmación (Wason, 1960).

Por otro lado, los heurísticos se definen como atajos que toma la mente para dar respuestas rápidas a problemas complejos. Así, al enfrentarse a una pregunta difícil de resolver (pregunta original), el sujeto procede a sustituir automáticamente la pregunta por otra más sencilla (pregunta heurística) y responde a esta segunda como si fuera la primera. Por ejemplo, ante la pregunta de si se es feliz, los seres humanos suelen responder a la pregunta heurística de cuál es su estado de ánimo en dicho momento (Strack et al., 1988).

Estos sesgos y heurísticos afectan a todos los seres humanos, e incluso podría decirse que son útiles, en la medida en la que permiten un uso eficiente de la escasa información disponible, en beneficio de la supervivencia del individuo. Sin embargo, en análisis más complejos y minuciosos, pueden ser una fuente de errores sistemáticos. En el ámbito concreto de las evaluaciones y las predicciones, podrían destacarse los siguientes sesgos y heurísticos:

- **Heurístico de la disponibilidad:** El heurístico de la disponibilidad consiste en sustituir la pregunta “¿cuánto de común es algo?” por la pregunta heurística “¿cuánto esfuerzo cognitivo me supone pensar en ejemplos de ese algo?” (Tversky y Kahneman, 1973). Este heurístico ha sido corroborada en numerosos estudios, como el de Schwarz et al. (1991), en el cual se pedía a los participantes que listaran una cantidad de ejemplos en el cual se habían mostrado firmes y seguros de sí mismos y, posteriormente, se les solicitaba que evaluaran el grado de seguridad en sí mismos que ostentaban con carácter general. Curiosamente, las personas a las que se les pedían 12 ejemplos tendían a considerarse menos seguros de sí mismas que aquellas a las que se les solicitaban 6 ejemplos, dado que el esfuerzo cognitivo a la hora de pensar en ejemplos acababa siendo mucho mayor en el primer caso que en el segundo.

Este heurístico ha sido documentado en otros experimentos (Stepper y Strack, 1993; Greifeneder et al., 2011), incluidos con expertos. Así, cuando Frey y Osborne (2013) preguntaron a los expertos cuán probable creían que podía ser la automatización de un determinado conjunto de empleos, es muy posible que los expertos pensarán en ejemplos de empleos de ese grupo que pudieran ser automatizados y, si no les costó demasiado pensar en ejemplos de automatización, estimarían que la probabilidad de automatización sería alta (y, en caso contrario, pensarían que la misma sería baja). En otras palabras, los expertos, como el resto de seres humanos, sustituirían la pregunta original por la pregunta heurística de “¿cuánto esfuerzo cognitivo me supone pensar en ejemplos de automatización de puestos de esta categoría de trabajos?”. Aunque pueda haber una cierta conexión entre la respuesta a ambas preguntas, no puede ignorarse que se trata de un método científicamente muy imperfecto, por cuanto depende de condiciones totalmente arbitrarias, como pueden ser el grado de brillantez del experto en el momento de pensar los ejemplos, su fatiga mental, el tema de conversación que se hubiera tratado en el momento inmediatamente anterior a la predicción o la experiencia personal del propio experto.

- **Heurístico de la representatividad:** El heurístico de la representatividad consiste en la estimación de la probabilidad de un hecho en función, no de sus datos estadísticos, sino de tópicos (Tversky y Kahneman, 1973). Algunos experimentos psicológicos han demostrado que, al realizar predicciones, las personas tienden mayoritariamente a ignorar los datos estadísticos (normalmente, pero no únicamente, la información de la tasa base) y a predecir en base a categorías estereotipadas, incluso aunque dichas personas sean expertas en el campo en concreto sobre el cual se les pregunta. Por ejemplo, en el célebre estudio realizado por Tversky y Kahneman (1973) acerca de la profesión de un sujeto inventado denominado “Tom W”, cuya personalidad se describía en el cuestionario, los participantes basaban sus predicciones, no en base a la información estadística disponible, sino en base a tópicos profesionales relacionados con la personalidad de Tom W. Ello implicaría que, al preguntar a los expertos acerca de cuán probable puede ser la automatización de un grupo de trabajos, ellos, inconscientemente, asociarían el grupo de trabajos a un estereotipo profesional y contestarían en función de sus expectativas acerca de la automatización de dicho estereotipo. Así, por ejemplo, la categoría 13-2081 de la SOC se corresponde con “*Tax Examiners and Collectors, and Revenue Agents*”, lo cual incluye todo tipo de funcionarios del Gobierno Federal, los Estados y los Ayuntamientos de Estados Unidos encargados de la recaudación de impuestos<sup>4</sup>. El tópico profesional de este puesto es una persona que, simplemente, recalcula la cuota tributaria de los contribuyentes y les comunica si han pagado más o menos de lo que les correspondía. Sin embargo, esta categoría profesional incluye también personal de alta cualificación que debe analizar casos complejos e investigar la actividad (tanto declarada como no declarada) de un contribuyente para descubrir irregularidades (lo que en España denominaríamos “Inspectores de Hacienda”). Se trata, por tanto, de un puesto de trabajo difícilmente automatizable, pues, en términos de los propios Frey y Osborne (2013), sus tareas son poco rutinarias y requieren un elevado grado de creatividad y adaptabilidad. De hecho, categorías de puestos de trabajo que comparten funciones con el puesto de inspector de Hacienda podrían ser los detectives (código 33-9021:

---

<sup>4</sup> <https://www.bls.gov/oes/current/oes132081.htm>

“*Private Detectives and Investigators*”; o código 33-3021: “*Detectives and Criminal Investigators*”) y los abogados (código 23-1011: “*Lawyers*”), y, precisamente, estas categorías aparecen como de bajo riesgo de automatización (de hecho, la categoría de abogados fue clasificada por el consenso de los expertos como una categoría de nula posibilidad de automatización). Sin embargo, el consenso de expertos entendió que los funcionarios incluidos en la categoría profesional 13-2081 tenían una alta probabilidad de ser automatizados. Muy posiblemente, esto se produciría porque creerían que el tópico profesional era fácilmente automatizable (lo cual es muy probable que sea cierto), pero no que todos los puestos de trabajo de dicha categoría fueran sencillos de automatizar. En definitiva, los expertos, como seres humanos que son, han podido ser víctima de un heurístico de representatividad.

- **Efecto halo y heurístico del afecto:** El efecto halo es un sesgo cognitivo que consiste, esencialmente, en pensar que algo es positivo o negativo en todas sus características conjuntamente (no positivo en algunas características y negativo en otras) (Thorndike, 1920), lo cual conlleva que las personas tiendan a sobreestimar los efectos positivos y subestimar los negativos de aquellas cosas que les gustan (y viceversa). El heurístico del afecto es un corolario del efecto halo y consiste en que cuando se le pregunta a un ser humano sobre la utilidad o conveniencia de algo, la persona sustituye dicha pregunta por la pregunta heurística de si le gusta o no ese algo. Este heurístico ha sido corroborada en numerosos estudios, entre los que destaca el de Slovic et al (2000), el cual recogió opiniones de personas sobre diversas tecnologías como la fluoración de las aguas, los conservantes de alimentos, los automóviles o las centrales nucleares y observó una alta correlación negativa entre el grado de beneficio percibido y el grado de riesgo percibido; es decir, la mayoría de los participantes no concebían que una tecnología pudiera ser beneficiosa y arriesgada (o viceversa), sino que si la misma les agradaba, se percibía como muy beneficiosa y poco arriesgada (y viceversa). Así, en el caso de Frey y Osborne (2013), podría suceder que los expertos, en la medida en la que consideraran que las tecnologías objeto de su especialidad son positivas para la humanidad, pudieran sobreestimar su posible campo de aplicación y subestimar los problemas que podrían aparecer en su implementación. No obstante, cabe destacar que este sesgo, aunque sigue existiendo, es menos acusado en los expertos que en el público general (Slovic, 2000).
- **Sesgo de confirmación:** Como ya se ha explicado, el sesgo de confirmación es la tendencia de las personas a dar mayor valor a aquellos datos que confirman sus creencias preestablecidas y a desechar aquellos otros datos que los cuestionan (Wason, 1960). Este sesgo cognitivo es, probablemente, uno de los más poderosos de la mente humana y produce su efecto en numerosas fases del proceso cognitivo (en la selección de información, en su interpretación, en su recuperación, etc.). En la medida en la que los expertos puedan tener creencias preestablecidas acerca de esta tecnología, ello puede condicionar, involuntariamente, sus posicionamientos acerca de la probabilidad de automatización. Por ejemplo, si los expertos pensaran que sus tecnologías son muy versátiles o que tienen un extenso campo de aplicación (lo cual es bastante probable por la concurrencia del efecto halo ya explicado), ello condicionaría que los ejemplos que se recuperen en su memoria acerca de la automatización de tareas sean mayoritariamente de aplicación exitosa de estas tecnologías. La aplicación conjunta del efecto halo (pensar que una tecnología es



buena en todas sus características) con el sesgo de confirmación (recuperación de información sesgada para confirmar nuestras creencias) y el heurístico de disponibilidad (pensar que algo es probable cuando el esfuerzo cognitivo de pensar en ejemplos de ese algo es bajo) puede hacer que las opiniones de estos expertos reduzcan considerablemente su fiabilidad.

- **Efecto asimilación y efecto contraste:** Se trata de dos sesgos cognitivos que ponen de relevancia el contexto a la hora de realizar juicios o tomar decisiones. El efecto contraste establece que los juicios son formados mediante la exageración de las diferencias entre el resto de opciones comparables; mientras que el efecto asimilación consiste en ignorar las diferencias existentes entre el resto de opciones, considerándolas erróneamente semejantes (Bless y Burger, 2016). Lo más interesante de estos sesgos es que los mismos pueden presentarse incluso cuando el sujeto no pretende conscientemente realizar una comparación entre diversas opciones. Por ejemplo, en relación al efecto contraste, se ha descubierto experimentalmente que los alumnos con alta competencia académica autoevalúan peor sus propias capacidades académicas cuando comparten clase con personas de elevada inteligencia (Preckel y Brüll, 2010); que las personas autoevalúan peor su belleza tras verse expuestas a personas atractivas (Thornton y Moore, 1993); y que los reclutadores de un departamento de recursos humanos evalúan peor a los candidatos tras entrevistar previamente a un muy buen candidato (Mills, 2004). Es decir, en todos estos experimentos, los participantes no estaban evaluando las antedichas características (capacidad académica, belleza o competencia profesional) en base a un estándar, sino que, inconscientemente, estaban haciendo una comparación con el resto de opciones disponibles. De la misma manera, en el caso de Frey y Osborne (2013), es muy posible que cuando los expertos dijeron que determinadas categorías de empleos tenían una alta (o baja) probabilidad de automatización, lo que realmente estaban juzgando era que dichas categorías tenían mayor (o menor) probabilidad que el resto de categorías. Es decir, que, en lugar de estar pronunciándose acerca de un estándar, estuvieran comparando, confundiendo mayor probabilidad con alta probabilidad, y viéndose afectados por los efectos asimilación y contraste.
- **Efecto marco:** El efecto marco es un sesgo cognitivo que consiste en que los seres humanos interpretan la información de forma diferente en función de cómo se les formule, con independencia de que ambas formulaciones tengan objetivamente el mismo significado. Este sesgo ha sido corroborado en estudios como el de Tversky y Kahneman (1981), en el que se preguntó a los participantes sobre su decisión ante un supuesto brote de una enfermedad extraña que amenazara con matar a 600 personas. Las opciones que se les planteaba eran las siguientes: (i) la opción de segura de salvar a 200 personas y dejar morir a 400 y (ii) la opción arriesgada de un 1/3 de probabilidades de salvar todas las vidas y 2/3 de perderlas todas. Los investigadores descubrieron que los participantes preferían la opción segura cuando los resultados se mostraban como una ganancia (“a) Si se adopta el programa A, se salvarán 200 personas / b) Si se adopta el programa B, hay una probabilidad de 1/3 de que 600 personas se salven y una probabilidad de 2/3 de que ninguna de ellas se salve”), pero preferían la opción arriesgada cuando los resultados se mostraban como una pérdida (“a) Si se adopta el programa C, 400 personas morirán / b) Si se adopta el programa D, hay una probabilidad de un tercio de que nadie muera y una probabilidad de dos

*tercios de que 600 personas mueran*”). Así, la forma en la que se planteara la pregunta a los expertos tendría, inevitablemente, efectos en su respuesta. En el caso del estudio de Frey y Osborne (2013), fueron bastante cuidadosos con su pregunta: "¿Pueden las tareas de este trabajo ser suficientemente especificadas, teniendo en cuenta la disponibilidad de *big data*, para ser realizadas por equipos de última generación controlados por ordenador?" ("*Can the tasks of this job be sufficiently specified, conditional on the availability of big data, to be performed by state of the art computer-controlled equipment?*"), pero sí es cierto que la formulación de la misma evocaba la idea de un ordenador sustituyendo a seres humanos y, por tanto, inducía a pensar en ejemplos de, precisamente, mecanización de tareas, sesgando a los expertos en la sobreestimación de las probabilidades de automatización. Una pregunta presentada en el marco opuesto (por ejemplo, "¿Puede que las tareas de este trabajo puedan no ser suficientemente especificadas, teniendo en cuenta la disponibilidad de *big data*, para ser realizadas por equipos de última generación controlados por ordenador?") evocaría la idea contraria, esto es, ordenadores fracasando en sus intentos de sustitución de humanos y, por tanto, inducirían a los expertos a pensar en ejemplos de, precisamente, problemas en la mecanización de tareas, sesgándolos en la subestimación de las probabilidades de automatización. El problema del efecto marco es una constante en todos los experimentos basados en encuestas a personas y la elaboración de preguntas neutras es un desafío muchas veces imposible de superar con éxito. No obstante, que este sesgo sea inevitable no implica que no se deba tener en cuenta a la hora de analizar los resultados de los estudios basadas en dichos procedimientos.

En definitiva, todos los anteriores sesgos cognitivos y heurísticos afectan negativamente a los análisis predictivos realizados por los seres humanos. Los expertos (incluidos los participantes en el estudio de Frey y Osborne, 2013) no son ajenos a estos sesgos cognitivos, por lo que los mismos deben tenerse muy en cuenta a la hora de diseñar experimentos y emplear opiniones. A este respecto, cabe destacarse que, en el ámbito de la Psicología, se han hecho considerables esfuerzos por descubrir métodos o procedimientos que minimicen la concurrencia de estos sesgos en los experimentos científicos y en la toma de decisiones. Sirva como guía la recopilación de procedimientos realizada por Soll, Milkman y Payne (2014). No obstante, debe destacarse que esta cuestión no ha sido plenamente resuelta todavía.

En cualquier caso, muchos de los experimentos realizados en Economía a partir de las opiniones de expertos no parecen tener en cuenta estas aportaciones de la Psicología. De hecho, en el caso concreto de Frey y Osborne (2013), la forma en la que se recopiló esta información (según se expone en el apartado IV.A del propio estudio) no parece haber sido diseñada específicamente para evitar este tipo de sesgos y heurísticos, tal y como se discutirá más adelante.

### EXCESO DE CONFIANZA

Otra de las conclusiones más claras en el ámbito de la Psicología es que, en la toma de decisiones en entornos de incertidumbre, los seres humanos tienden a un exceso de confianza en sí mismos. En concreto, en el ámbito de las predicciones realizadas por

expertos, podrían destacarse dos consecuencias derivadas del exceso de confianza, las cuales son una fuente de errores sistemáticos en las predicciones: la ilusión de validez y la ilusión de aptitud.

Una ilusión cognitiva se define como un error en las etapas más avanzadas del procesamiento de la información a nivel cerebral que hace creer a una persona que algo está sucediendo, cuando realmente está ocurriendo otra cosa distinta (Martínez-Conde et al., 2012). Suelen compararse con las ilusiones sensoriales (por ejemplo, las ilusiones ópticas), pero mientras que las ilusiones sensoriales ocurren en las etapas más próximas a la recopilación de la información (relacionadas con los fotorreceptores en la retina y los equivalentes en los demás sentidos), las ilusiones cognitivas ocurren en las etapas más elevadas de este mismo proceso (relacionados con la memoria, la atención, la toma de decisiones o la inferencia causal).

En este sentido, la ilusión de validez es una ilusión cognitiva que consiste en la falsa creencia por parte del sujeto de que sus análisis son certeros, pese a que no tenga evidencia de ello o que la evidencia de la que dispone le muestre lo contrario. Por otro lado, la ilusión de aptitud es una ilusión cognitiva en la inferencia causal que consiste en la falsa creencia por parte del sujeto de que los resultados de sus predicciones son exclusiva o mayoritariamente debidos a su capacidad o aptitud, ignorando o subestimando el más que relevante factor suerte.

Los efectos de estas ilusiones cognitivas derivadas del exceso de confianza se han podido observar en numerosos estudios, entre los cuales destaca el estudio de Philip Tetlock (2005). En él, se preguntó a 284 analistas políticos y económicos reputados en relación con tendencias políticas y económicas de distintas regiones del mundo (tanto en las que estaban especializados, como en las que no). En total, se reunieron más de 80.000 predicciones consistentes en sí, en un futuro cercano, la región en cuestión iba a aumentar, disminuir o mantener su libertad política o su crecimiento económico (dependiendo de si el analista era político o económico). Los resultados mostraron que los expertos se equivocaron más de lo que habrían hecho si simplemente hubieran asignado iguales probabilidades a cada uno de los potenciales resultados. Es más, las predicciones ni siquiera fueron mucho mejores cuando los expertos realizaban estimaciones sobre las regiones en las que estaban especializados. De hecho, se observó un decrecimiento de la probabilidad de acierto cuando el analista era experto en una región en relación a cuando simplemente tenía conocimientos sobre ella. La conclusión a la que Tetlock llegó con su estudio es que la capacidad predictiva de un distinguido analista de cualquiera de los periódicos de mayor tirada del país podría tener una capacidad predictiva superior a la de una persona totalmente ignorante en la materia, pero desde luego no que un periodista o lector atento del mismo periódico. Tetlock atribuyó este aumento de la tasa de error en los expertos a un exceso de confianza en sí mismos y en sus predicciones. Tales conclusiones pueden apreciarse en otros estudios posteriores en el ámbito de la medicina como el estudio de Berner y Graber (2008) o el de Croskerry y Norman (2008).

Así, los expertos participantes en el estudio de Frey y Osborne (2013), al igual que los expertos de los estudios antes mencionados, pudieron haber adolecido de las ilusiones cognitivas derivadas de este exceso de confianza, máxime cuando las condiciones del mismo estudio les obligaban a dar una respuesta binaria a la pregunta: la categoría de

trabajos será automatizada (1) o no (0). Estas ilusiones cognitivas, al ser una fuente de errores sistemáticos en las predicciones, reducirían el valor predictivo de sus opiniones.

## EXPERTOS Y PREDICCIÓN

En general, los estudios parecen mostrar que las intuiciones o juicios de los expertos pueden llegar a ser bastante eficaces en entornos que sean lo suficientemente regulares para ser predecibles y que permitan una retroalimentación lo suficientemente rápida y abundante como para que la persona tenga la oportunidad de aprender estas regularidades a través de la práctica prolongada (Kahneman y Klein, 2009). Así, por ejemplo, los bomberos o algunas especialidades de la medicina en las que existen retroalimentaciones rápidas y abundantes (como pueden ser los anestesiólogos) cumplirían estos requisitos, de modo que las intuiciones de estos profesionales tendrían un índice de acierto considerable.

Por el contrario, las intuiciones de los expertos que trabajan en escenarios de validez baja o nula (típicamente, por tratarse de sistemas complejos con numerosas variables interrelacionadas), como pueden ser los agentes financieros o los economistas, resultan tan o menos eficaces que el propio azar, dada la dificultad de realizar generalizaciones en dichos contextos. De hecho, estudios como los realizados por Ben-David, Harvey y Graham et al. (2007 y 2013) ponen en evidencia la baja fiabilidad de estas estimaciones. Los autores de dicho estudio reunieron 11.600 predicciones sobre la evolución del valor del índice Standard & Poor's 500 realizadas por agentes financieros de grandes corporaciones y su conclusión fue que la correlación entre sus estimaciones y el valor real del índice era algo inferior a cero, esto es, que cuando los agentes financieros estimaban una variación en el valor del índice, era ligeramente más probable que ocurriera la variación contraria. Asimismo, también demostraron que los rendimientos de los valores que los agentes consideraban "sorpresa" (es decir, aquellos rendimientos que se escaparon de los intervalos de valores estimados por los agentes con un 80% de confianza) representaron un 67% del total (cuando, estadísticamente, este valor debería haber sido del 20% si las estimaciones de los expertos hubieran sido certeras), lo cual es también una evidencia del exceso de confianza de estos profesionales.

En estos entornos tan inciertos, los estudios han demostrado que simples algoritmos tienen una tasa de acierto significativamente mayor que los juicios de los expertos. A modo de ejemplo, en el estudio de Kahneman (2011), se llegó a la conclusión de que los algoritmos tenían una tasa de acierto significativamente superior en alrededor de un 60% de los casos, sin que se llegara a documentar ningún caso en el que el juicio de los expertos tuviera una tasa de acierto significativamente mayor a la de los algoritmos.

Otro ejemplo interesante son los estudios incluidos en la revisión de Meehl (1954). En uno de ellos, se pidió a tutores experimentados que predijeran las notas de estudiantes novatos al final del año lectivo, teniendo acceso a sus notas universitarias, a varias pruebas de aptitud y a un informe personal de cuatro páginas y pudiendo realizar una entrevista a cada alumno durante cuarenta y cinco minutos. El resultado fue que un algoritmo que únicamente tenía en cuenta las notas universitarias y una prueba de aptitud estuvo más acertado que 11 de los 14 tutores expertos.

Un último ejemplo podría ser el estudio de Ashenfelter (2007), en el cual este economista consiguió elaborar un algoritmo capaz de predecir el precio futuro de los vinos de Burdeos teniendo en cuenta solamente tres variables climáticas en el año de producción del vino: la temperatura media durante la estación estival, la cantidad de lluvia en el tiempo de la cosecha y el volumen total de precipitaciones durante el año anterior. Este sencillo algoritmo resultó tener una capacidad predictiva mucho mayor que la de cualquiera de los expertos del sector, siendo la correlación entre sus predicciones y los precios reales de alrededor de 0,90.

En definitiva, existe evidencia científica que permite confiar en los juicios de los expertos en entornos regulares y que ofrecen una retroalimentación rápida y abundante. Sin embargo, los estudios disponibles muestran una escasa fiabilidad de las estimaciones y juicios de los expertos en entornos complejos y con una retroalimentación escasa o distanciada en el tiempo (Kahneman y Klein, 2009). En el caso concreto de la metodología de Frey y Osborne (2013), las valoraciones de los expertos se producen en un entorno complejo (pues el mismo está influido por numerosos y muy variados factores), en el que la retroalimentación se produce en un momento tremendamente lejano en el tiempo (los expertos no pueden descubrir si sus estimaciones son certeras hasta que hayan transcurrido dos décadas); es decir, que se producen en un entorno de validez baja o nula. Por tanto, la evidencia disponible apunta a que se debe ser prudente acerca de la validez de las predicciones de estos expertos, con independencia del nivel de conocimiento que tengan de la materia.

### **III. EVALUACIÓN DE LA PREDICTIBILIDAD DEL MODELO DE FREY Y OSBORNE**

Para ejemplificar el marco teórico del apartado anterior, se ha decidido realizar una evaluación de la predictibilidad del estudio de Frey y Osborne (2013). Es cierto que estas predicciones se realizaron para un horizonte temporal de veinte años (desde 2010 a 2030), por lo que los resultados no son todavía definitivos. Sin embargo, sí puede intentar corroborarse si las mismas se están cumpliendo por ahora.

Para ello, se han utilizado los datos de empleo de la OES del periodo entre 2010 - 2019 y las probabilidades de automatización incluidas en el Anexo del estudio de Frey y Osborne (2013). La hipótesis de la que se parte es que, si Frey y Osborne estaban en lo cierto, deberíamos estar observando caídas de empleo (o, al menos, crecimientos mucho más bajos de la media) en aquellas categorías de empleos con probabilidades de automatización más altas. Cabe destacar que no se han incluido los datos 2020 en este estudio por el considerable impacto que la pandemia de la Covid-19 tuvo sobre el mercado de trabajo estadounidense durante dicho año.

Con carácter preliminar, debe destacarse que ha habido modificaciones en las categorías de empleos utilizadas por la OES en el periodo, lo que ha supuesto que algunas categorías no puedan ser directamente comparadas entre encuestas. Así, se ha optado por no tener en cuenta aquellas categorías que no sean exactamente iguales tanto en el periodo inicial como en el periodo final de comparación. La magnitud de esta pérdida de datos ha sido de entre un 11 % y un 25 % del total de los datos de la encuesta, dependiendo de los años de comparación (un 11 % si se compara 2015 y 2019 y un 25 % si se compara 2010 y 2019).

#### EVALUACIÓN DE LA PREDICTIBILIDAD DEL MODELO DE FREY Y OSBORNE EN SU CONJUNTO

Para evaluar la calidad de las predicciones del modelo de Frey y Osborne, se ha optado por calcular las variaciones en el empleo en Estados Unidos entre 2010 y 2019 (a través de la ratio empleo final/ empleo inicial) y comprobar si la realidad se ha ajustado a estas predicciones. Asimismo, dado que estos años han sido muy positivos para la economía estadounidense (el empleo total de la economía se ha incrementado un 15,6 % en el periodo 2010 – 2019), se ha incluido también una segunda medida: la variación del peso de la categoría de empleos sobre el total de empleos de la economía.

En la Tabla 1, se recogen los resultados de diferentes medidas de correlación entre ambas variables para los periodos antedichos. En el Gráfico 1, se muestran estas relaciones.

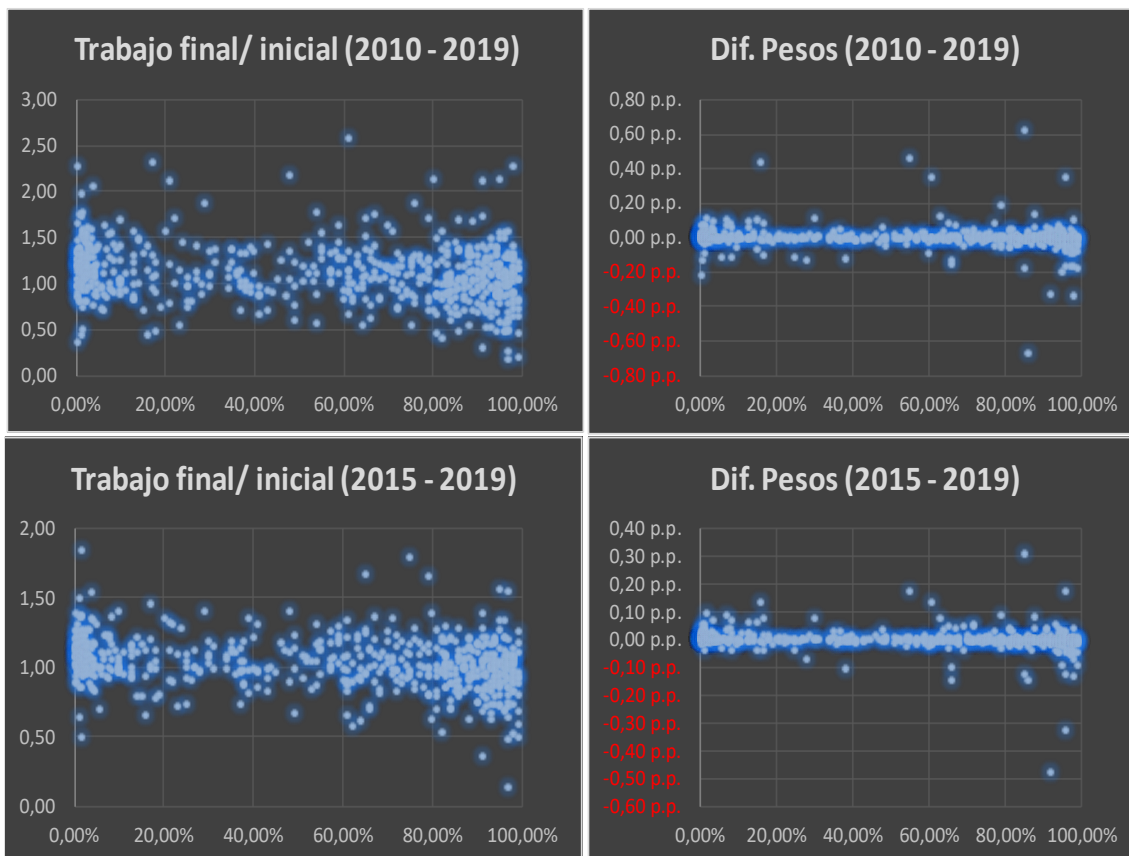
**Tabla 1. Correlaciones con códigos SOC Detallados.**

	Empleo final/ inicial	Peso sobre total empleos
2010 - 2019 Corr. Pearson	-0,1995**	-0,0993*
2010 - 2019 Corr. Spearman	-0,2151**	-0,2218**
2010 - 2019 Tau Kendall	-0,1475**	-0,1515**
2015 - 2019 Corr. Pearson	-0,2422**	-0,1502**
2015 - 2019 Corr. Spearman	-0,2691**	-0,2822**
2015 - 2019 Tau Kendall	-0,1808**	-0,1907**

\*: Nivel de significación inferior al 5 %; \*\*: Nivel de significación inferior al 1 %.

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

**Gráfico 1. Relación entre probabilidades asignadas por Frey y Osborne (eje X) y variaciones en el empleo (eje Y) con códigos SOC Detallados.**



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

Como se puede comprobar, los datos muestran una nube de puntos casi horizontal, lo cual nos indica que, *prima facie*, no se aprecia ninguna relación entre la variación del empleo y las probabilidades asignadas por Frey y Osborne. Asimismo, las correlaciones son bastante bajas con independencia de cuál de las dos medidas se utilice para estimar la variación de empleos en las categorías de trabajos y para ambos periodos, confirmando la ausencia de relación.

A este respecto, podría argumentarse que evaluar las previsiones de Frey y Osborne para cada categoría de trabajos puede ser un tanto exigente y que esta metodología podría, sin embargo, ser más eficaz para captar macro-tendencias en el empleo. Para comprobar esta hipótesis, se decidió realizar los mismos contrastes antes explicados, pero utilizando los

datos de empleo con los códigos SOC abreviados a tres dígitos (en lugar de los detallados a seis dígitos). Como las probabilidades de Frey y Osborne fueron expresadas con códigos SOC detallados, se ha optado por hacer una media ponderada de las diferentes categorías para calcular la probabilidad de automatización de la categoría abreviada a tres dígitos. Los resultados se muestran en la Tabla 2 y representan en el Gráfico 2.

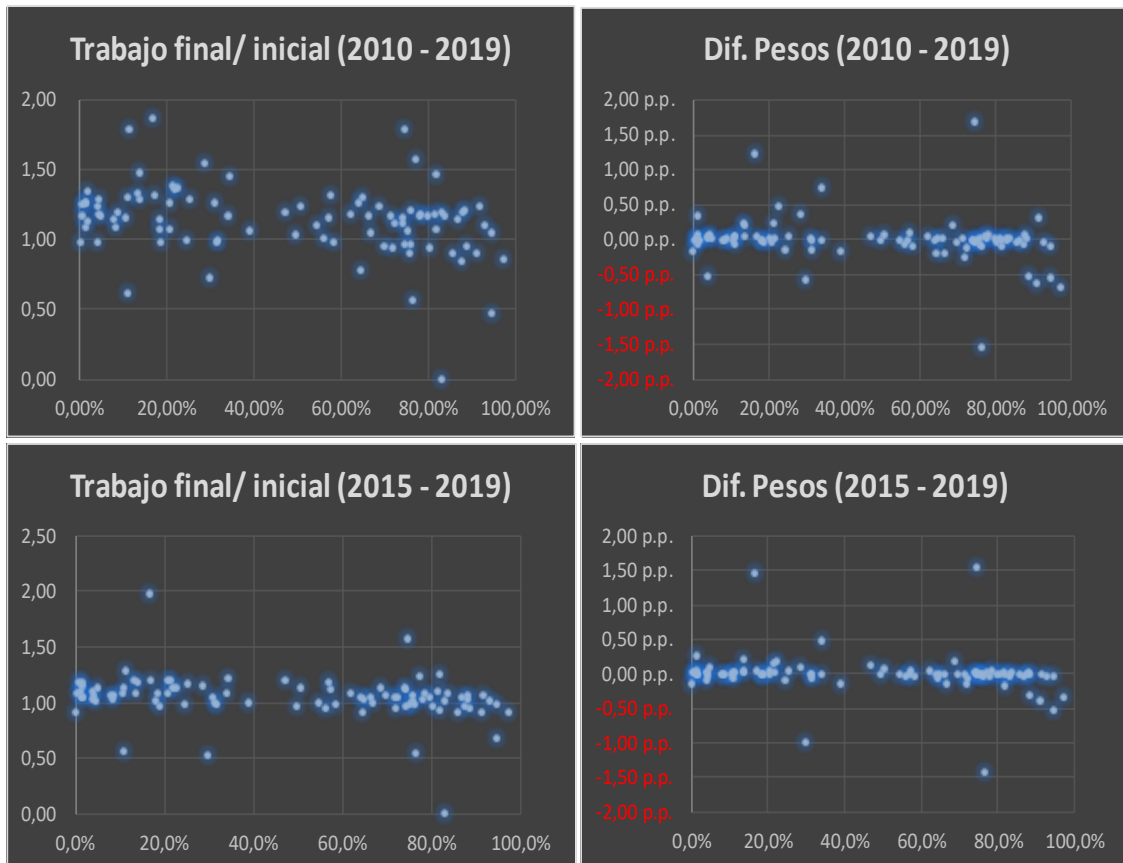
**Tabla 2. Correlaciones con códigos SOC Abreviados.**

	Empleo final/ inicial	Peso sobre total empleos
<b>2010 - 2019 Corr. Pearson</b>	-0,2912**	-0,1771
<b>2010 - 2019 Corr. Spearman</b>	-0,316**	-0,2388*
<b>2010 - 2019 Tau Kendall</b>	-0,2102**	-0,1622*
<b>2015 - 2019 Corr. Pearson</b>	-0,2428*	-0,1578
<b>2015 - 2019 Corr. Spearman</b>	-0,364**	-0,3278**
<b>2015 - 2019 Tau Kendall</b>	-0,2455**	-0,2217**

\*: Nivel de significación inferior al 5 %; \*\*: Nivel de significación inferior al 1 %.

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

**Gráfico 2. Relación entre probabilidades asignadas por Frey y Osborne (eje X) y variaciones en el empleo (eje Y) con códigos SOC Abreviados.**



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

Como puede observarse, desde esta perspectiva, hay una cierta mejora en las correlaciones, pero las mismas continúan siendo bastante bajas (y menos significativas, dada la pérdida de observaciones).

Finalmente, podría argüirse que estudiar las variaciones de los empleos de todas las categorías puede ser una forma imperfecta de contrastar las predicciones de Frey y



Osborne. Al final, en su estudio, se asignaban probabilidades de automatización en un horizonte temporal de 20 años a diferentes categorías de empleos. Ahora bien, aunque ello signifique que aquellas categorías con alto riesgo de automatización sí deberían reducir su número de empleados durante este periodo, no implica, sin embargo, que las categorías de bajo riesgo de automatización vayan a mantenerse constantes o incluso aumentar en número de empleados. Estas categorías podrían también disminuir su número de empleos por otra serie de factores (por ejemplo, escasez de trabajadores con dichas competencias, reducción de la demanda de los servicios prestados por dichos trabajadores...). En definitiva, habría que intentar comprobar, de forma aislada, qué ha sucedido con aquellas categorías de trabajos que Frey y Osborne consideraron bastante probable que se fueran a automatizar en el futuro.

Así, se ha optado por intentar contabilizar en cuántas categorías de trabajos podría decirse que Frey y Osborne acertaron en sus predicciones. Para ello, se ha hecho un recuento de en cuántas categorías dijeron que la automatización del trabajo era muy probable (probabilidad entre el 66,66 % y el 100 %) o razonablemente probable (probabilidad entre el 50 % y el 66,66 %) y realmente se ha producido una reducción de empleo o han tenido un crecimiento más bajo que la media (es decir, su peso en el conjunto de empleos de la economía ha caído). Posteriormente, se han estimado el número de aciertos que podrían haber tenido en sus predicciones si simplemente hubieran hecho una asignación aleatoria de probabilidades entre las diferentes categorías, y se han comparado ambos resultados. Las conclusiones se muestran en las Tablas 3 y 4.

**Tabla 3. Análisis de aciertos con categorías de empleos consideradas de riesgo de automatización muy alto**

	<b>Acierto como reducción del empleo en términos absolutos</b>	<b>Acierto como reducción del peso de la categoría de empleos en el conjunto de la economía</b>
Aciertos de F&O	41,8%	65,3%
Aciertos si asignación aleatoria	35,9%	58,7%
<b>Diferencia (ganancias del modelo)</b>	<b>+ 5,9%</b>	<b>+ 6,6%</b>

*Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.*

**Tabla 4. Análisis de aciertos con categorías de empleos consideradas de riesgo de automatización muy alto o razonable**

	<b>Acierto como reducción del empleo en términos absolutos</b>	<b>Acierto como reducción del peso de la categoría de empleos en el conjunto de la economía</b>
Aciertos de F&O	39,0%	63,6%
Aciertos si asignación aleatoria	35,9%	58,7%
<b>Diferencia (ganancias del modelo)</b>	<b>+ 3,0%</b>	<b>+ 4,8%</b>

*Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.*

Por consiguiente, en consonancia con las correlaciones calculadas con anterioridad, lo que se observa es que, por el momento, las predicciones de Frey y Osborne han resultado ser poco más eficaces que una asignación aleatoria de probabilidades de automatización.

Llegados a este punto, cabría preguntarse qué es lo que ha podido fallar en el modelo de Frey y Osborne. Recordemos que este modelo tenía dos fases muy diferenciadas: (i) la recopilación de opiniones subjetivas de los expertos y (ii) la extensión de esas opiniones

a toda la población mediante un modelo estadístico. Como hemos visto, el resultado final del modelo es, por el momento, bastante impreciso. ¿Pero a cuál de las dos fases del modelo se deben estos errores? ¿A que las opiniones de los expertos son de baja validez? ¿O a que la extensión de las opiniones de los expertos al resto de categorías de trabajos genera grandes errores? ¿O puede ser una mezcla de ambos problemas? En el próximo apartado, se va a intentar profundizar en este aspecto.

## EVALUACIÓN DE LA PREDICTIBILIDAD DE LAS OPINIONES DE LOS EXPERTOS

Para intentar averiguar si las predicciones de los expertos son de alta o baja validez, se ha optado por repetir los mismos análisis expuestos anteriormente, pero utilizando exclusivamente las 70 categorías de empleos que fueron clasificadas por los expertos como de alta (1) o baja (0) probabilidad de automatización.

En la Tabla 5, se recoge la correlación existente entre las clasificaciones (1 y 0) dadas por los expertos y la variación del empleo de dichas categorías. En el Gráfico 3, se muestra gráficamente dicha relación.

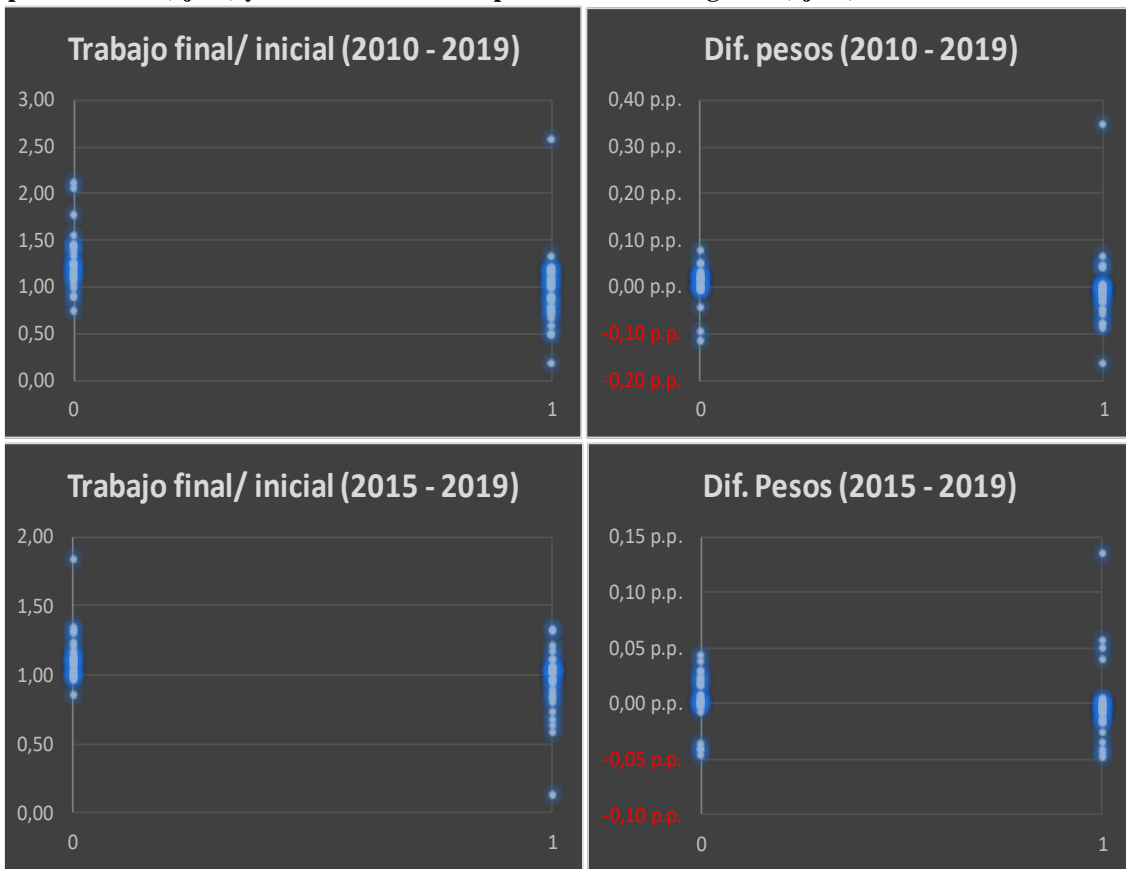
**Tabla 5. Correlaciones con categorización de expertos (1 y 0).**

	<b>Empleo final/ inicial</b>	<b>Peso sobre total empleos</b>
<b>2010 - 2019 Coef. Biserial de Puntos</b>	-0,3973**	-0,1066
<b>2015 - 2019 Coef. Biserial de Puntos</b>	-0,3858**	-0,0894

\*: Nivel de significación inferior al 5 %; \*\*: Nivel de significación inferior al 1 %.

*Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.*

**Gráfico 3. Relación entre las opiniones de los expertos en las categorías sobre las que se pronunciaron (eje X) y variaciones en el empleo de dichas categorías (eje Y).**



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

Como se puede ver, en general, las correlaciones no son demasiado altas, aunque mejoran considerablemente con respecto a las expuestas en el apartado anterior. Asimismo, y a diferencia que en la Tabla 1, las correlaciones son ligeramente más altas cuando se utilizan los datos más próximos a la realización de las valoraciones por los expertos. Ello podría indicar que las predicciones de los expertos pierden exactitud a medida que se alejan temporalmente del momento en el que fueron pronunciadas, aunque, para asegurar esto, convendría realizar un ulterior análisis con futuros datos.

Por otro lado, se ha repetido el análisis de aciertos antes explicado, centrándose únicamente en la evolución de aquellas categorías de empleos que fueron clasificadas por los expertos como de alta probabilidad de automatización (1). El resultado es el siguiente:

**Tabla 6. Análisis de aciertos con categorías de empleos consideradas por los expertos como de alta probabilidad de automatización (1)**

	<b>Acierto como reducción del empleo en términos absolutos</b>	<b>Acierto como reducción del peso de la categoría de empleos en el conjunto de la economía</b>
Aciertos de expertos	48,5%	75,8%
Aciertos si asignación aleatoria	32,8%	57,4%
<b>Diferencia (ganancias del modelo)</b>	<b>+ 15,7%</b>	<b>+ 18,4%</b>

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

Como puede verse, la mejora con respecto a la mera asignación aleatoria es bastante superior a la observada en el apartado anterior. Pese a ello, sigue sin ser una métrica demasiado precisa.

De ambos análisis, parece deducirse que la validez de las opiniones de, al menos, esta muestra de expertos puede resultar útil como cierta guía, aunque la métrica está lejos de ser exacta. Además, dado que los resultados empeoran cuando se utilizan todas las probabilidades de automatización estimadas por Frey y Osborne, parece que el modelo no está resultando muy eficaz a la hora de generalizar las opiniones de los expertos a todas las categorías de empleos.

No obstante, a este respecto, podría defenderse que el modelo sí podría ser una forma válida de “purificar” estas opiniones. Al final, los expertos debían dar una respuesta categórica sobre si la automatización era altamente probable (1) o no (0), mientras que Frey y Osborne transformaban estas opiniones dicotómicas en un rango de probabilidades. Así, de utilizarse un *driver* correcto (en este caso, las habilidades exigidas por los puestos de trabajo), podría existir una posible fuente de mejora de estas valoraciones concretas. Para comprobar esta posibilidad, se han realizado los dos análisis anteriores (correlaciones y aciertos) utilizándose las probabilidades de automatización de Frey y Osborne para las 70 categorías sometidas a juicio de los expertos (en lugar de las clasificaciones 1 y 0 que ellos emitieron). Los resultados se muestran en las Tablas 7 y 8 y en el Gráfico 4.

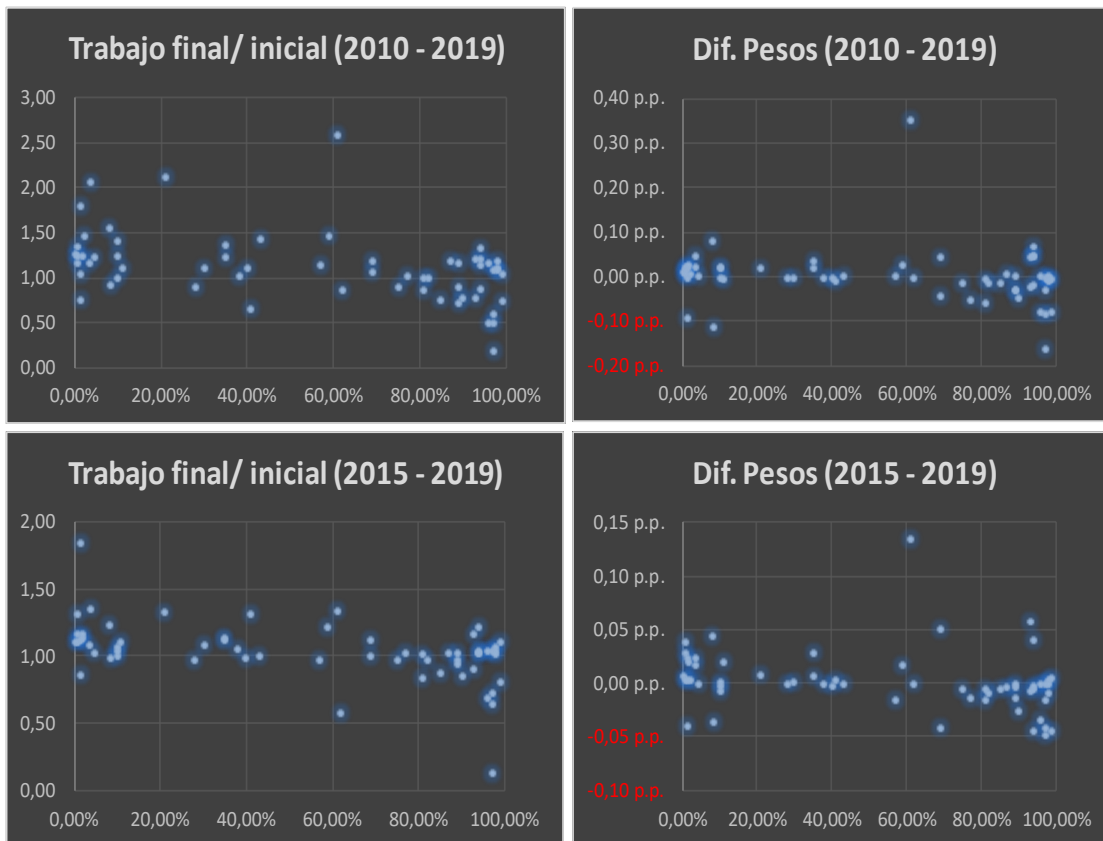
**Tabla 7. Correlaciones con probabilidades de automatización de Frey y Osborne.**

	Empleo final/ inicial	Peso sobre total empleos
<b>2010 - 2019 Corr. Pearson</b>	-0,4149**	-0,1638
<b>2010 - 2019 Corr. Spearman</b>	-0,4731**	-0,3702**
<b>2010 - 2019 Tau Kendall</b>	-0,3249**	-0,2522**
<b>2015 - 2019 Corr. Pearson</b>	-0,4517**	-0,2554*
<b>2015 - 2019 Corr. Spearman</b>	-0,4574**	-0,4521**
<b>2015 - 2019 Tau Kendall</b>	-0,3073**	-0,3194**

\*: Nivel de significación inferior al 5 %; \*\*: Nivel de significación inferior al 1 %.

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

**Gráfico 4. Relación entre probabilidades asignadas por Frey y Osborne a las categorías de empleos sobre las que se pronunciaron los expertos (eje X) y variaciones en el empleo de dichas categorías (eje Y).**



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

**Tabla 8. Análisis de aciertos con categorías de empleos consideradas por los expertos como de alta probabilidad de automatización, utilizando probabilidades de automatización de Frey y Osborne**

	Acierto como reducción del empleo en términos absolutos	Acierto como reducción del peso de la categoría de empleos en el conjunto de la economía
Aciertos de F&O	45,5%	69,7%
Aciertos si asignación aleatoria	32,8%	57,4%
<b>Diferencia (ganancias del modelo)</b>	<b>+ 12,7%</b>	<b>+ 12,3%</b>

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

Como puede apreciarse, el análisis de correlaciones mejora ligeramente con las probabilidades de Frey y Osborne, mientras que el análisis de aciertos empeora. En otras palabras, los expertos fueron más certeros a la hora de evaluar qué categorías de empleos se verían afectadas. Por su parte, Frey y Osborne consiguieron una mejor aproximación a la intensidad en estos cambios, pero a cambio de errar en un mayor número de categorías de empleos. En definitiva, no puede afirmarse de una forma concluyente que el modelo de Frey y Osborne pueda ser un buen método de “purificación” de las opiniones de los expertos, pero sí que se observa que tiene un efecto interesante, pues ha permitido aproximar mejor la intensidad de las variaciones. En cualquier caso, los efectos han sido modestos.

## BREVE MENCIÓN A LA EVOLUCIÓN SALARIAL

Cabe destacar que el hecho de que una profesión sea técnicamente automatizable no significa que vaya a ser realmente automatizada. Al final, los expertos entrevistados por Frey y Osborne daban su opinión acerca de si, en un horizonte temporal de 20 años, veían altamente probable o no que dichas categorías de empleos pudieran ser técnicamente automatizadas. Sin embargo, no se pronunciaron acerca del coste de esta eventual técnica. Podría ocurrir que el capital necesario para automatizar dicha tarea fuera mucho más caro que el salario de los trabajadores ocupados en desempeñarla manualmente. En consecuencia, pese a ser técnicamente posible, los empresarios preferirían mantener en plantilla a estos trabajadores, en lugar de acometer un más costoso proceso de automatización. Esto es algo que los propios Frey y Osborne reconocen en la parte final de su artículo (*V.A. Limitations*).

Así, en el presente apartado, se intentará comprobar si el hecho de que no se estén observando considerables reducciones de empleos (o del crecimiento del empleo) en las categorías de trabajos con alta probabilidad de automatización pudiera guardar relación con una cuestión más económica que técnica. Es decir, que si, tal y como predijeron Frey y Osborne, sí que han aparecido las técnicas para poder automatizar los empleos de las categorías con alta probabilidad de automatización, pero, sin embargo, las mismas son todavía demasiado caras de implementar y, por consiguiente, no se están aplicando a gran escala en la economía estadounidense.

Para comprobar esto, se parte de la hipótesis de que, en aquellos sectores con una mayor probabilidad de automatización, debería observarse una mayor competencia entre el factor trabajo y el factor capital, lo que conduciría a un estancamiento o incluso reducción del salario medio de los trabajadores de las categorías afectadas, con la intención de evitar la automatización.

Para corroborar esta hipótesis, se decidió calcular la correlación entre los salarios medios y las probabilidades de automatización de Frey y Osborne en todas las categorías de empleos. Posteriormente, se intentó centrar el análisis en únicamente las categorías de empleos sobre las que los expertos se habían pronunciado. Para ello, se calculó la correlación entre los salarios medios y las probabilidades de Frey y Osborne asociadas a estas categorías y se repitió este cálculo utilizando las opiniones brutas de los expertos (1 y 0). Los resultados se recogen en la Tabla 9 y los datos se representan en el Gráfico 5.

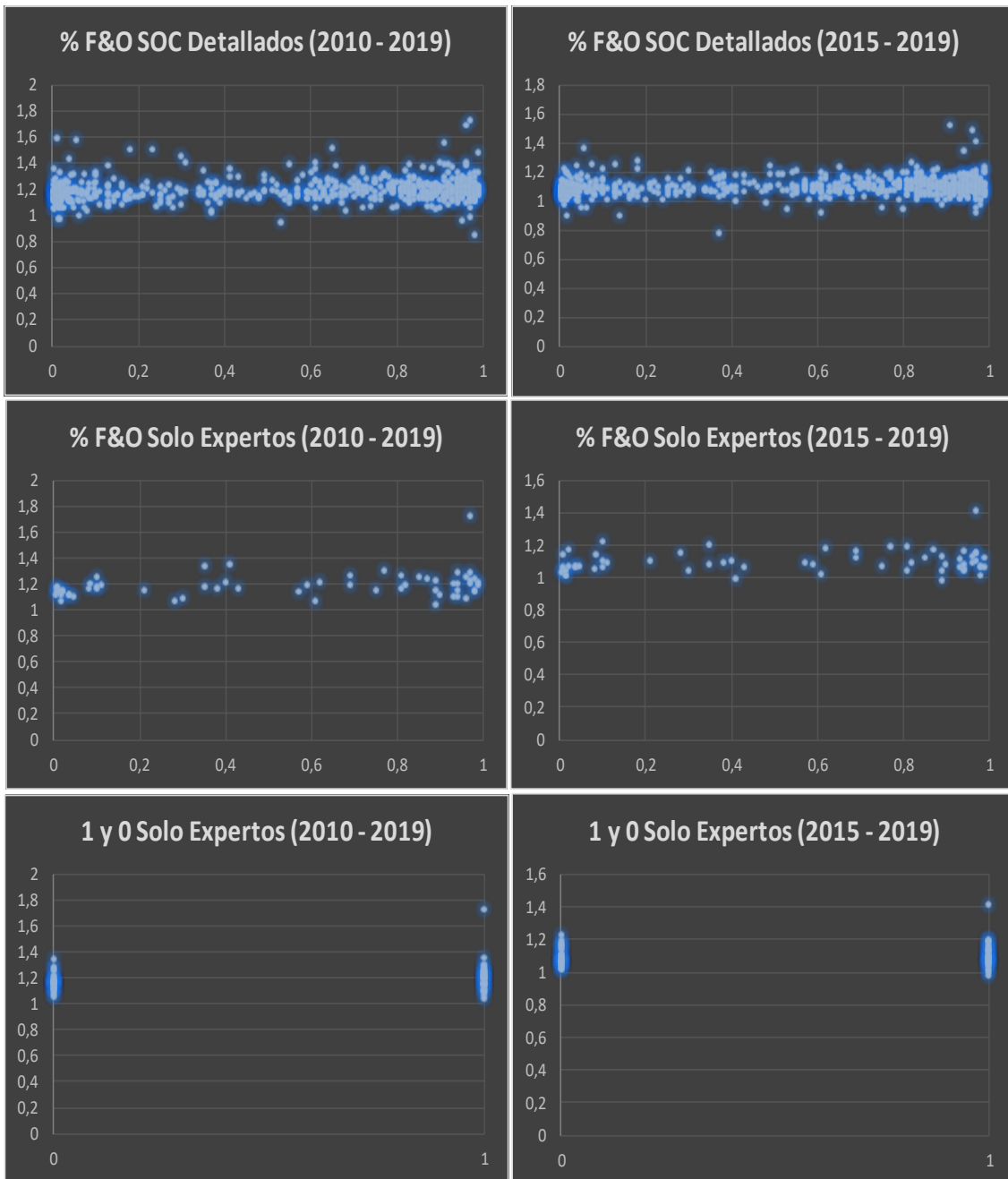
**Tabla 9. Correlaciones con Salario medio final/ inicial.**

	<b>% F&amp;O SOC Detallados</b>	<b>% F&amp;O Solo Expertos</b>	<b>1 y 0 Solo Expertos</b>
<b>2010 - 2019 Corr. Pearson</b>	0,1622**	0,2826*	
<b>2010 - 2019 Corr. Spearman</b>	0,2076**	0,3391**	
<b>2010 - 2019 Tau Kendall</b>	0,1384**	0,2335**	
<b>2010 - 2019 Coef. Biserial de Puntos</b>			0,199
<b>2015 - 2019 Corr. Pearson</b>	0,1839**	0,1779	
<b>2015 - 2019 Corr. Spearman</b>	0,2126**	0,178	
<b>2015 - 2019 Tau Kendall</b>	0,1443**	0,1322	
<b>2015 - 2019 Coef. Biserial de Puntos</b>			0,0667

\*: Nivel de significación inferior al 5 %; \*\*: Nivel de significación inferior al 1 %.

Fuente: *Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.*

**Gráfico 5. Relación entre probabilidades asignadas por Frey y Osborne/ calificaciones de los expertos (eje X) y evolución de los salarios medios medidos como Salario medio final/ inicial (eje Y).**



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de Frey y Osborne (2013) y la O\*NET.

Sorprendentemente, el resultado fue el opuesto al esperado: aquellas categorías de empleos con probabilidades de automatización más altas experimentaron, de media, mayores incrementos en los salarios medios. Pese a ello, al igual que en el caso del número de empleos, las correlaciones son bastante bajas.

De esto, parece desprenderse que, al menos por el momento, no existe en el mercado una alternativa técnicamente viable y económicamente asequible para automatizar los puestos de las categorías de empleos con alta probabilidad de automatización. En otras palabras, que (i) tales técnicas no existen en la actualidad o (ii) que sí existen, pero que, sin embargo, no son económicamente viables dado su coste y el nivel actual de salarios. En



cualquier caso, no parece que, en la actualidad, haya una grave situación de riesgo para las categorías de empleos con alta probabilidad de automatización.

Por otro lado, también podría darse una interpretación alternativa a estas correlaciones. Si el estudio de Frey y Osborne estuviera en lo cierto (es decir, se estuviera produciendo un proceso de automatización de los empleos de las categorías con alta probabilidad de ello), lo que la evidencia parecería mostrar es que esta automatización estaría provocando una tímida reducción del número de empleos en estos sectores, acompañada de un ligero aumento de los salarios. Es decir, que el proceso de automatización no estaría siendo tan sustitutivo del factor trabajo como se esperaba, sino más bien complementario. Esta es una crítica ya hecha en su momento por otros académicos, como Autor (2015), donde se apuntaba que la mecanización de unas tareas podría llevar a que los trabajadores ocupados en ellas pudieran dedicarse a otras relacionadas dentro de la misma empresa, desarrollándose en su puesto de trabajo y aumentando su productividad. Así, la automatización no disminuiría la cantidad de empleos y permitiría un incremento sostenido de la productividad y, por ende, de los salarios. En este caso, el error del estudio de Frey y Osborne no estaría tanto en sobreestimar el avance tecnológico (pues en ello podría haber sido certero), sino en subestimar la capacidad adaptativa de las personas, lo cual le llevaría a exagerar el impacto de sus predicciones sobre el mercado de trabajo.

#### **IV. POSIBLE INFLUENCIA DE LOS SESGOS COGNITIVOS EN EL ESTUDIO DE FREY Y OSBORNE**

Tras todo este análisis, parece deducirse que el modelo de Frey y Osborne no está siendo muy certero en sus predicciones acerca de la automatización del empleo. Buena parte de esta desviación es debida a que el modelo no ha sido demasiado exitoso a la hora de extender las opiniones de los expertos a todas las categorías de empleos de la SOC. No obstante, no cabe desdeñar que las opiniones iniciales tampoco han sido excesivamente certeras por el momento, lo cual dificultaba de partida la predictibilidad del modelo.

Ante todo lo anteriormente expuesto, solo resta plantearse una última cuestión: ¿la baja calidad de estas predicciones iniciales puede ser consecuencia de los sesgos y heurísticos citados en el primer apartado de este estudio? Para comprobar esta hipótesis con cierta seguridad, se requeriría de información acerca del currículum de los expertos, del momento y las condiciones en las que se hizo la encuesta, de la información exacta que se les proporcionó antes y durante la misma, etc. Lamentablemente, esta información no está disponible en el documento publicado por Frey y Osborne, por lo que no resulta posible realizar una aproximación directa a esta cuestión.

No obstante, con los datos de los que disponemos (los descritos someramente en el apartado IV.A del estudio de Frey y Osborne), sí podemos intentar realizar una aproximación indirecta. Dado el perfil general de los expertos y el contexto en el cual se produjo la encuesta, podemos intuir qué sesgos cognitivos y heurísticos concurren con mayor probabilidad y en qué sentido podrían haber afectado a las predicciones. Así, si las predicciones se desviarán de la realidad en este sentido, ello podría ser una evidencia indiciaria de que los expertos han podido ser objeto de estos sesgos cognitivos.

En primer lugar, las opiniones de los expertos fueron recabadas al finalizar un seminario celebrado en el Departamento de Ciencias de la Ingeniería de la Universidad de Oxford sobre “la automatización de una amplia gama de tareas” (según afirman los propios autores). El haber estado conversando sobre la automatización de tareas en el momento inmediatamente anterior a tener que manifestar su opinión pudo haber afectado al heurístico de disponibilidad (si se han comentado casos de éxito durante la reunión, es más fácil recordarlos y, por tanto, se tenderá a creer que la automatización es más fácil de lo que es). Asimismo, si se hubiera llegado a alguna conclusión durante el seminario (por ejemplo, que puede existir un futuro prometedor para una determinada tecnología en un determinado ámbito) ésta podría reforzar el efecto halo y el sesgo de confirmación de los expertos. En definitiva, la ausencia de control sobre la información inmediatamente anterior al estudio pudo haber sesgado la capacidad predictiva de los participantes (previsiblemente, a la sobreestimación).

En segundo lugar, para que los expertos manifestaran sus opiniones con cierto criterio, Frey y Osborne les ofrecieron, hasta donde sabemos, la siguiente información sobre las categorías de empleos: (i) las definiciones de las categorías según la SOC y (ii) el listado de tareas asociadas a cada categoría según la O\*NET. En este sentido, se destaca que las definiciones de las categorías de la SOC son muy amplias, por lo que su simple lectura no es suficiente para ilustrar la variedad de empleos que se encuentran en una misma categoría. Ello activaría, inevitablemente, el heurístico de representatividad (relacionar la categoría con un tópico profesional concreto), de modo que las predicciones podrían no

haber sido realizadas pensando en la categoría como conjunto, sino en el tópico profesional en concreto imaginado por el experto.

En tercer lugar, como ya se ha comentado, la pregunta que se le hizo a los expertos es clave. Así, el marco en el que se hizo era positivo (*“Can the tasks of this job be sufficiently specified, conditional on the availability of big data, to be performed by state of the art computer-controlled equipment?”*) y ello, inevitablemente, también acabaría por sesgar sus respuestas, previsiblemente al alza.

En cuarto lugar, cabe destacarse el hecho de que se exigiera a los expertos elegir 70 categorías de empleos (de entre las categorías de la SOC) para pronunciarse sobre si era muy probable (1) o poco (0) su automatización. La exigencia de pronunciarse acerca de 70 categorías de entre un listado, y de hacerlo mediante una calificación dicotómica, obliga, en cierto modo, a comparar, pues debe darse una cantidad de respuestas determinadas con un número limitado de opciones. Así, es bastante plausible que los expertos no se pronunciaran sobre si era muy o poco probable la automatización de dichas categorías de empleos en base a un estándar preestablecido; sino si, entre todas las categorías de empleos de la SOC, esas eran más fácil o difícilmente automatizables que el resto. De ser así, la interpretación de los resultados de Frey y Osborne cambiaría radicalmente: su distribución de probabilidad podría tener sentido en términos comparativos (una profesión con alta probabilidad es más susceptible de ser automatizada que otra con baja), pero no en términos absolutos (una profesión con alta probabilidad puede no estar en verdadero riesgo de automatización). Asimismo, al realizar estas comparaciones, y teniendo en cuenta la limitación de datos de los que disponían los expertos, es muy probable que los mismos acabaran adoleciendo del efecto contraste (exagerando diferencias entre categorías de profesiones) y el efecto asimilación (asimilando profesiones con más diferencias de las aparentes), pues los mismos suelen concurrir muy habitualmente en este tipo de comparaciones.

Finalmente, la necesidad de una respuesta dicotómica (sin la posibilidad de que los expertos pudieran dar opiniones matizadas o con rangos de probabilidades) exagera los sesgos relacionados con el exceso de confianza. Es más, la configuración de este estudio recuerda particularmente al ya citado de Tetlock (2005), en el que se encuestaba a analistas políticos y económicos reputados en relación con tendencias políticas y económicas de distintas regiones del mundo, y en el que precisamente se corroboraba la existencia de este exceso de confianza.

En definitiva, los efectos previsibles de los sesgos cognitivos sobre las predicciones serían los siguientes:

- Sobrestimación de las probabilidades de automatización, como consecuencia de la concurrencia del efecto halo, el sesgo de confirmación, el efecto marco, el heurístico de disponibilidad y el exceso de confianza.
- Las opiniones reflejarían una comparación entre categorías de empleos, en lugar de un verdadero riesgo de automatización.

Respecto a qué dirección pudieron haber adoptado el heurístico de representatividad, el efecto de asimilación o el efecto contraste, no podemos realizar una estimación, por ausencia de datos.

Ahora bien, ¿es esto lo que parece haber ocurrido?

Efectivamente, aquellas profesiones que fueron calificadas como de alto riesgo de automatización (1) están todavía muy lejos de desaparecer de la economía estadounidense. En términos absolutos, estas profesiones han incrementado su volumen total de empleos en + 994.710 trabajadores en el periodo 2010 – 2019. De hecho, aproximadamente la mitad de estas categorías de empleos han aumentado su cantidad de ocupados en este periodo. En definitiva, por ahora, todo apunta a que el riesgo de automatización fue altamente sobreestimado.

Por otro lado, si bien es cierto que los expertos no fueron muy certeros, cabe destacar que tampoco estuvieron extremadamente errados a la hora de identificar qué categorías de empleos iban a verse más perjudicadas que otras en términos relativos. Observando las variaciones en los pesos de las categorías de empleos sobre el total de empleos en la economía de Estados Unidos en el periodo 2010 – 2019, se puede ver como los expertos acertaron en el 75,8 % de los casos (lo que supone una ganancia frente a la mera aleatoriedad de + 18,4 p.p., tal y como se recoge en la Tabla 6). Así, parece posible que, ante el experimento de Frey y Osborne, los expertos no estaban realmente respondiendo sobre si la categoría era muy fácilmente automatizable en un horizonte de 20 años, sino si la misma era más sencilla de automatizar que el resto (esto es, estaban comparando).

En definitiva, dada la información de la que se dispone en el estudio, no resulta posible evaluar de forma directa la influencia de los sesgos sobre los expertos a la hora de manifestar sus opiniones. No obstante, por las condiciones del experimento sí podemos prever que estos sesgos provocarían que los expertos sobreestimaran el riesgo de automatización y que sus juicios serían realmente comparaciones entre categorías (en lugar de pronunciamientos acerca del verdadero riesgo de automatización de dichas categorías de empleos). Tras contrastar las predicciones con la realidad, se observa que los errores de predicción van en línea con lo que los sesgos deberían haber provocado, reforzando la tesis de que estos sesgos han podido tener un papel relevante en la formación de los juicios predictivos.

## V. CONCLUSIONES

En los últimos años, han proliferado estudios económicos que intentan realizar predicciones utilizando metodologías basadas en opiniones de expertos en la materia, como, por ejemplo, Arntz et al. (2016) o Martínez-García et al. (2019). De entre todos ellos, destaca especialmente el estudio de Frey y Osborne (2013), por sus repercusiones académicas y mediáticas.

El ámbito de la economía en general (y de la macroeconomía en particular), dada su complejidad y la escasa retroalimentación que ofrece, es un escenario de validez baja o nula. Tal y como la Psicología ha dejado patente, las predicciones de expertos en estos entornos no tienen demasiada fiabilidad (Kahneman y Klein, 2009), porque los expertos adolecen tanto de sesgos y heurísticos (Tversky y Kahneman, 1974), como de exceso de confianza (Tetlock, 2005), lo cual les hace incurrir en errores sistemáticos en sus predicciones. En consecuencia, las metodologías basadas en estos juicios podrían no ser un método demasiado eficaz para la realización de predicciones económicas.

Tomando como ejemplo el estudio de Frey y Osborne (2013), se observa que la validez de sus predicciones está siendo bastante baja por el momento. Esto se debe, en gran parte, a que el método estadístico utilizado no parece haber resultado demasiado eficaz, pero también a que las predicciones realizadas por los expertos no han sido demasiado acertadas por el momento. Tras analizarse con detenimiento los errores de predicción de los expertos, se observa como los mismos van en la dirección prevista por los sesgos antes descritos, lo que evidencia que los mismos han podido tener un papel relevante.

En definitiva, las metodologías basadas en juicios subjetivos tienen problemas intrínsecos al fenómeno de la predicción por parte de seres humanos, por lo que deben ser analizadas con cautela. Asimismo, el diseño cuidadoso de los experimentos y el empleo de técnicas de prevención y eliminación de estos sesgos (Soll, Milkman y Payne, 2014) pueden ser una importante fuente de mejora para este tipo de estudios económicos, aunque tampoco se trate de soluciones perfectas.

## REFERENCIAS

- Arntz, M., Gregory, T. y Zierahn, U. (2016): “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis”. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 189, OECD Publishing, Paris. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- Ashenfelter, O. (2007): “Predicting the Quality and Prices of Bordeaux Wines”. *The Economic Journal*, Vol. 118, No. 529, pp. 174 – 184. Disponible en: [http://media.terry.uga.edu/documents/economics/ashenfelter\\_predicting\\_quality.pdf](http://media.terry.uga.edu/documents/economics/ashenfelter_predicting_quality.pdf)
- Autor, D.H. (2015): “Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation”. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 29, No. 3, pp. 3 - 30. Disponible en: <https://economics.mit.edu/files/11563>.
- Ben-David, I., Harvey, C.R., Graham, J.R. (2007): “Managerial Overconfidence and Corporate Policies”, *NBER Working Paper*, No. w13711. Disponible en: <https://ssrn.com/abstract=1079308>.
- Ben-David, I., Harvey, C.R. y Graham, J.R. (2013): “Managerial Miscalibration”. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 128, No. 4, pp. 1547 – 1584. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1640552>.
- Berner, E.S. y Graber, M.L. (2008): “Overconfidence as a Cause of Diagnostic Error in Medicine”, *American Journal of Medicine*, Vol. 121, No. 5, pp. 2 – 23. Disponible en: [https://www.amjmed.com/article/S0002-9343\(08\)00040-5/fulltext](https://www.amjmed.com/article/S0002-9343(08)00040-5/fulltext).
- Bless, H. y Burger, A.N. (2016): “Assimilation and contrast in social priming”. *Current Opinion in Psychology*, Vol. 12, pp. 26 – 31. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352250X16300422>.
- Croskerry, P. y Norman, G. (2008): “Overconfidence in Clinical Decision Making”, *American Journal of Medicine*, Vol. 121, pp. 24 – 29. Disponible en: [https://www.amjmed.com/article/S0002-9343\(08\)00152-6/fulltext](https://www.amjmed.com/article/S0002-9343(08)00152-6/fulltext).
- Frey, C.B. y Osborne, M.A. (2013): “The future of employment. How susceptible are jobs to computerisation”, *Oxford Martin*, Vol. 114, pp. 254 – 280. Disponible en: [https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The\\_Future\\_of\\_Employment.pdf](https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf).
- Gilovich, T., Griffin, D. y Kahneman, D. (2002): *Heuristics and Biases: The Psychology of Intuitive Judgment*. Cambridge University Press. Nueva York.
- Greifeneder, R., Bless, H. y Pham, M.T. (2011): “When Do People Rely on Affective and Cognitive Feelings in Judgement? A review”, *Personality and Social Psychology Review*, Vol. 15, No. 2, pp. 107-141. Disponible en: [https://www.academia.edu/27857429/When\\_Do\\_People\\_Rely\\_on\\_Affective\\_and\\_Cognitive\\_Feelings\\_in\\_Judgment\\_A\\_Review](https://www.academia.edu/27857429/When_Do_People_Rely_on_Affective_and_Cognitive_Feelings_in_Judgment_A_Review).
- Kahneman, D. (2011): *Pensar rápido, pensar despacio*. Penguin Random House Grupo Editorial: Barcelona.
- Kahneman, D. y Klein, G. (2009): “Conditions for Intuitive Expertise: A Failure to Disagree”. *The American Psychologist*, Vol. 64, No. 6, pp. 515–526. Disponible en: [https://www.fs.fed.us/rmrs/sites/default/files/Kahneman2009\\_ConditionsforIntuitiveExpertise\\_AFailureToDisagree.pdf](https://www.fs.fed.us/rmrs/sites/default/files/Kahneman2009_ConditionsforIntuitiveExpertise_AFailureToDisagree.pdf).

- Martínez Conde, S., Macknik, S.L. y Blakeslee, S. (2012): *Los engaños de la mente: Cómo los trucos de magia desvelan el funcionamiento del cerebro*. Ediciones Destino: Barcelona.
- Martínez-García, M., Padilla-Carmona, T., Suárez Ortega, M. (2019): “Aplicación de la metodología Delphi a la identificación de factores de éxito en el emprendimiento”. *Revista de Investigación Educativa*, Vol. 37, No. 1, Pp. 129-146. Disponible en: <https://revistas.um.es/rie/article/view/320911>.
- Mills, T. (2004): “The contrast effect in a competency based situational interview”, *School of Management Working and Occasional Papers*, Cranfield University School of Management. Disponible en: <https://dspace.lib.cranfield.ac.uk/handle/1826/3958>.
- Paul, E. (1954): *Meehl Clinical vs. Statistical Prediction: A Theoretical Analysis and a Review of the Evidence*. University of Minnesota Press: Minneapolis.
- Preckel, F. y Brüll, M. (2010): “The benefit of being a big fish in a big pond: Contrast and assimilation effects on academic self-concept”, *Learning and Individual Differences*, Vol. 20, No. 5, pp. 522 – 531. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1041608009001137?via%3DIhub>.
- Schwarz, N., Bless, H., Strack, F., Klumpp, G., Rittenauer-Schatk, H. y Simons, A. (1991): “Erase of Retrieval as Information: Another Look at the Availability Heuristic”, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 61, No. 2, 195-202. Disponible en: [https://dornsife.usc.edu/assets/sites/780/docs/91\\_jpsp\\_schwarz\\_et\\_al\\_ease.pdf](https://dornsife.usc.edu/assets/sites/780/docs/91_jpsp_schwarz_et_al_ease.pdf).
- Slovic, P. (1987): “Perception of Risk”, *Science*, Vol. 236, pp. 280 – 285.
- Slovic, P. (2000): *The Perception of Risk*. Sterling, VA: Earthscan Publication. Londres.
- Slovic, P. (2006): “Trust Emotion, Sex, Politics and Science: Surveying the Risk-Assessment Battlefield”, *Risk Analysis*, Vol. 19, pp. 689-701. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1539-6924.1999.tb00439.x>
- Slovic, P., Finucane, M.L., Alhakami, A. y Johnson, S.M. (2000): “The Affect Heuristic in Judgements of Risk and Benefits”. *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol. 13, pp. 1 – 17. Disponible en: <https://pdfs.semanticscholar.org/1f2e/f6ac3a71bdb2f8b1e2555e456798e0d40d84.pdf>
- Slovic, P., Finucane, M.L., Peters, E. y MacGregor, D.G. (2002): “The Affect Heuristic”. *European Journal of Operational Research*, Vol. 177, pp. 1333 – 1352. Disponible en: <http://bear.warrington.ufl.edu/brenner/mar7588/Papers/slovic-affect-heuristic-2002.pdf>.
- Slovic, P., Finucane, M.L., Petters, E. y MacGregor, D.G. (2004): “Risk as Analysis and Risk as Feelings: Some Thoughts About Affect, Reason, Risk and Rationality”, *Risk Analysis*, Vol. 24, No. 2, pp 1-12. Disponible en: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.475.2599&rep=rep1&type=pdf>.
- Soll, J.B., Milkman, K.L. y Payne, J.W. (2014): “A User's Guide to Debiasing”, *Wiley-Blackwell Handbook of Judgment and Decision Making*, Gideon Keren and George Wu (Editors). Publicación Próxima. Disponible en: <https://ssrn.com/abstract=2455986>.

- Strack, F., Martin, L.L. y Schwarz, N. (1988): “Priming and communication: Social determinants of information use in judgments of life satisfaction”. *European Journal of Social Psychology*, Vol. 18 (5), pp. 429 – 442. Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/248849284\\_Priming\\_and\\_communication\\_Social\\_determinants\\_of\\_information\\_use\\_in\\_judgments\\_of\\_life\\_satisfaction](https://www.researchgate.net/publication/248849284_Priming_and_communication_Social_determinants_of_information_use_in_judgments_of_life_satisfaction)
- Strepper, S. y Strack, F. (1993): “Proprioceptive Determinants of Emotional and Nonemotional Feelings”, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 64, pp. 211-220. Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/247434093\\_Proprioceptive\\_Determinants\\_of\\_Emotional\\_and\\_Nonemotional\\_Feelings](https://www.researchgate.net/publication/247434093_Proprioceptive_Determinants_of_Emotional_and_Nonemotional_Feelings).
- Tetlock, P.E. (2005): *Expert Political Judgement: How Good Is It? How Can We Know?* Princeton University Press: Princeton.
- Thorndike, E.L. (1920): “A constant error in psychological ratings”, *Journal of Applied Psychology*, Vol. 4, No. 1, pp. 25 – 29. Disponible en: <https://www.romolocapitano.com/wp-content/uploads/2013/05/Thorndike.pdf>.
- Thornton, B. y Moore, S. (1993): “Physical Attractiveness Contrast Effect: Implications for Self-Esteem and Evaluations of the Social Self”, *Personality and Social Psychology Bulletin*, Vol. 19, No. 4, pp. 474 – 480. Disponible en: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0146167293194012#articleCitationDownloadContainer>.
- Tversky, A. y Kahneman, D. (1973): “Availability: A Heuristic for Judging Frequency and Probability”, *Cognitive Psychology* Vol. 5, pp. 207 – 232. Disponible en: <https://msu.edu/~ema/803/Ch11-JDM/2/TverskyKahneman73.pdf>.
- Tversky, A. y Kahneman, D. (1973): "On the psychology of prediction". *Psychological Review*. Vol. 80 (4), pp. 237–251. Disponible en: <https://psycnet.apa.org/record/1974-02325-001>.
- Tversky, A. y Kahneman, D. (1981): “The Framing of Decisions and the Psychology of Choice”, *Science* Vol. 211, pp. 453 – 558. Disponible en: [https://www.uzh.ch/cmsssl/suz/dam/jcr:fffff-fad3-547b-ffff-ffffe54d58af/10.18\\_kahneman\\_tversky\\_81.pdf](https://www.uzh.ch/cmsssl/suz/dam/jcr:fffff-fad3-547b-ffff-ffffe54d58af/10.18_kahneman_tversky_81.pdf).
- Wason, P.C. (1960): “On the failure to eliminate hypotheses in a conceptual task”. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, Vol. 12, pp. 12 – 40. Disponible en: <https://pdfs.semanticscholar.org/86db/64c600fe59acfc48fd22bc8484485d5e7337.pdf>.





**Ivie**

Guardia Civil, 22 - Esc. 2, 1º  
46020 Valencia - Spain  
Phone: +34 963 190 050  
Fax: +34 963 190 055

**Website:** <http://www.ivie.es>  
**E-mail:** [publicaciones@ivie.es](mailto:publicaciones@ivie.es)