



Organización
Internacional
del Trabajo

OH Open Library
of Humanities

Brzozowski, Michał, y Joanna Siwińska-Gorzela. 2025. «Impacto de la automatización en el empleo en periodos de expansión y contracción. Examen de la ley de Okun». *Revista Internacional del Trabajo* 144 (4): 1-23. <https://doi.org/10.16995/ilrs.23783>.



Revista Internacional
del Trabajo

Impacto de la automatización en el empleo en periodos de expansión y contracción. Examen de la ley de Okun

Michał Brzozowski, Universidad de Varsovia, Facultad de Ciencias Económicas, brzozowski@wne.uw.edu.pl (autor para la correspondencia)

Joanna Siwińska-Gorzela, Universidad de Varsovia, Facultad de Ciencias Económicas, siwinska@wne.uw.edu.pl

Resumen: En este artículo se examina el impacto de la robotización en la correlación a corto plazo entre empleo y producto. Se estima la relación de la Ley de Okun utilizando datos de panel de 35 países de la OCDE en el periodo de 1996 a 2020. Los datos empíricos, respaldados por una batería de pruebas de robustez, muestran sistemáticamente que la automatización contribuye a preservar el empleo en las etapas de recesión al mitigar el aumento del desempleo durante los periodos de contracción económica. Este resultado cuestiona los supuestos comunes sobre el impacto perjudicial de la automatización en el empleo. Además, no se encuentra ninguna evidencia de que la automatización provoque el fenómeno de la recuperación sin creación de empleo.

Palabras clave: ley de Okun, contracciones sin pérdida de empleo, crecimiento sin empleo, automatización, robotización, desempleo, crecimiento económico.

La responsabilidad de las opiniones expresadas en los artículos solo incumbe a sus autores, y su publicación en la *Revista Internacional del Trabajo* no significa que la OIT las suscriba.

Artículo original: «Exploring the impact of automation on employment during expansions and contractions: An examination of Okun's Law». *International Labour Review* 164 (4). Traducción de Marta Pino Moreno. Traducido también al francés en *Revue internationale du Travail* 164 (4).

La *Revista Internacional del Trabajo*/*International Labour Review*/*Revue internationale du Travail* es una revista de acceso abierto con revisión por pares publicada por Open Library of Humanities. El presente artículo es una obra de acceso abierto sujeta a la Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0), que autoriza el uso, la distribución y la reproducción sin restricciones en cualquier formato, a condición de que se cite debidamente al autor y la fuente originales. Véase <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>. Las referencias bibliográficas a los artículos de la *Revista* figuran en *Labordoc*, el repositorio institucional de la Oficina Internacional del Trabajo. Véase más información sobre la Organización Internacional del Trabajo (OIT) y sus publicaciones en el sitio web de la OIT en www.ilo.org.

OPEN ACCESS

© Artículo original, los autores, 2025. © Compilación de la revista y traducción, Organización Internacional del Trabajo, 2025.



1. Introducción

La ley de Okun, que representa la correlación negativa a corto plazo entre producto y desempleo, ocupa un lugar destacado en la teoría macroeconómica, la enseñanza y el análisis de políticas. La relevancia práctica de la ley de Okun se ha examinado en un amplio corpus de bibliografía empírica, del que forman parte, por ejemplo, los recientes estudios de Ball et al. (2019), Ball, Leigh y Loungani (2017), An et al. (2019), Aguiar-Conraria, Martins y Soares (2020), Grant (2018) y Farole, Ferro y Gutierrez (2017). Estas investigaciones sustentan, en general, la validez empírica de la ley de Okun, pero muestran también variaciones significativas entre países, en gran medida inexplicadas, con respecto a la magnitud del coeficiente de Okun (Ball et al. 2019). Estas variaciones se manifiestan entre países, sectores, periodos y grupos demográficos de trabajadores.

La automatización se perfila como uno de los principales factores que influyen en la magnitud del coeficiente de Okun, ya que ejerce un efecto notable sobre la demanda de trabajo, la estructura del empleo y la productividad de las empresas (Graetz y Michaels 2018; Acemoglu y Autor 2011; Goos, Manning y Salomons 2009; Autor, Levy y Murnane 2003; Acemoglu, Koster y Ozgen 2023; Chung y Lee 2023). A pesar del impacto confirmado de las modernas tecnologías digitales en los mercados de trabajo, el vínculo específico entre la robotización y la correlación a corto plazo entre el desempleo y el producto no se ha examinado sistemáticamente en la bibliografía publicada hasta la fecha. Este artículo trata de colmar esa laguna.

El objeto de estudio es realizar una evaluación empírica del impacto de la robotización en la correlación a corto plazo entre producto y (des)empleo.¹ La principal contribución del artículo consiste en proporcionar evidencia empírica contrastada, verificada mediante una batería de pruebas de robustez, que indican el impacto sustancial de la robotización sobre el coeficiente de Okun en los países desarrollados. Se demuestra que los robots contribuyen a reducir el coeficiente de Okun, sobre todo en periodos de recesión económica. A fin de mitigar los problemas de endogeneidad de la automatización y la dinámica del mercado de trabajo, se adopta un enfoque basado en la estimación de variables instrumentales. Se utiliza un conjunto diverso de instrumentos y estimadores para asegurar la robustez de los resultados.

Las conclusiones del estudio tienen importantes implicaciones para la formulación de políticas. Se constata que las políticas fiscales y monetarias destinadas a estabilizar el producto tendrán efectos diferentes sobre la estabilidad del empleo según el grado de robotización del país. También se observa que, contrariamente a los supuestos habituales sobre los efectos perjudiciales de la robotización en el empleo, la robotización contribuye a recesiones que no conllevan pérdida de puestos de trabajo. Según la información de que se dispone al redactar este artículo, este es el primer estudio que aporta este tipo de evidencia.

El resto del artículo se estructura del siguiente modo. Tras examinar la bibliografía pertinente y formular hipótesis (apartado 2), se expone el análisis empírico: los datos, la metodología y los resultados (apartado 3). Seguidamente se resumen las observaciones del análisis y se extraen algunas conclusiones (apartado 4).

2. Revisión bibliográfica e hipótesis

La ley de Okun ocupa un lugar destacado en la bibliografía macroeconómica y en el análisis de políticas. Los estudios empíricos confirman una correlación significativa y negativa entre el desempleo y el producto a corto plazo. Sin embargo, existen controversias sobre la magnitud y la estabilidad del coeficiente de Okun a lo largo del tiempo, por países y por sectores (An et al. 2019; Ball et al. 2019; Ball, Leigh y Loungani 2017; Grant 2018). En

¹ La ley de Okun describe una relación inversa entre producto y desempleo. Sin embargo, las variaciones de la tasa de desempleo se correlacionan negativamente con la variación del empleo, de modo que la ley de Okun puede reformularse como una relación positiva entre producto y empleo.

estudios recientes se han señalado distintos factores que pueden alterar la correlación a corto plazo entre producto y desempleo, como la tasa media de desempleo, el PIB per cápita, la proporción que representan los servicios en el PIB, la demografía y la legislación de protección del empleo (Ball et al. 2019; An, Bluedorn y Ciminelli 2021; Aguiar-Conraria, Martins y Soares 2020). Además, se ha demostrado que el coeficiente de Okun varía con el tiempo y según las etapas del ciclo económico (Berger, Everaert y Vierke 2016; Grant 2018; Aguiar-Conraria, Martins y Soares 2020), lo que pone de relieve que está sujeto a cambios y que su magnitud responde a las variaciones estructurales y cíclicas.

Sin embargo, un elemento crucial que no se ha abordado en los debates relativos a la ley de Okun es el impacto de la automatización en la magnitud del coeficiente de Okun. Las tecnologías modernas, como la robotización, ejercen una profunda influencia en los mercados de trabajo y en la productividad de las empresas, alterando probablemente la correlación a corto plazo entre producto y (des)empleo. Aunque ahora parecen exageradas las previsiones pesimistas iniciales de pérdidas masivas de puestos de trabajo por efecto de la automatización (Brynjolfsson y McAfee 2014; Frey y Osborne 2017), no cabe duda de que los mercados laborales se hallan en un proceso de profunda transformación, causada por las tecnologías de la información, la automatización y la digitalización. La alteración de la estructura de la demanda de trabajo es una de las consecuencias más destacadas de las tecnologías modernas para los mercados laborales. Estas tecnologías sustituyen a algunas tareas tradicionalmente realizadas por personas, desencadenando una cascada de ajustes adicionales. Esto da lugar a una alteración de la demanda de trabajo, sobre todo de trabajadores dotados de calificaciones específicas. En este contexto, una nutrida corriente bibliográfica ha descrito el fenómeno del cambio tecnológico con sesgo de rutina, según el cual las tecnologías modernas, incluida la robotización, sustituyen a las tareas humanas que son rutinarias y fáciles de codificar, aunque no necesariamente sencillas. Por lo tanto, las tecnologías modernas contribuyen a la disminución observada del número de empleos rutinarios repetitivos (no solo manuales, sino también cognitivos), y a un aumento simultáneo de la demanda de empleos no rutinarios que exigen competencias específicas o que son sencillos y manuales (Autor, Levy y Murnane 2003; Autor y Dorn 2013; Dao et al. 2017; Autor y Salomons 2018; Vivarelli 2014; Acemoglu y Restrepo 2019). Los empleos rutinarios susceptibles de automatización tienden a situarse en la franja intermedia de la escala salarial, mientras que los empleos no rutinarios suelen ser realizados por trabajadores con altos niveles de calificación, en el caso de las tareas cognitivas, y por trabajadores con bajos niveles de calificación y bajos salarios, en el caso de los empleos manuales no rutinarios. Por lo tanto, una de las consecuencias del cambio tecnológico con sesgo de rutina es la polarización laboral, un proceso que se viene observando desde hace cuarenta años en los Estados Unidos y en otros países desarrollados (Autor y Dorn 2013; Cortes et al. 2020; Goos, Manning y Salomons 2009; de Vries et al. 2020; Acemoglu y Restrepo 2019). Estos cambios repercuten en la capacidad de respuesta de los mercados de trabajo a diversas perturbaciones (Ebeke y Eklou 2023; Lin y Weise 2019). No obstante, como ya se ha señalado, en la bibliografía todavía no se ha examinado el impacto de la robotización en la capacidad de respuesta del (des)empleo a las desviaciones del producto con respecto a su potencial.

En este artículo se postula que el progreso de los países en la adopción de tecnologías modernas y el consiguiente proceso de cambio tecnológico con sesgo de rutina, así como el impacto de la robotización en los procesos de producción y en la productividad de las empresas, probablemente modifican y atenúan la respuesta cíclica del desempleo a las fluctuaciones del producto a corto plazo. Se identifican al menos cuatro razones que explican este efecto.

En primer lugar, la disminución de la proporción de empleos rutinarios de calificación media como consecuencia del cambio tecnológico con sesgo de rutina puede repercutir en la reacción cíclica del empleo a la variación del producto, especialmente en periodos de recesión. En consonancia con la perspectiva schumpeteriana sobre el efecto depurador (*cleansing effect*) de las recesiones (Aghion y Howitt 1992; Aghion y Saint-Paul 1998;

Caballero y Hammour 1994), se considera que estas aceleran el cambio tecnológico con sesgo de rutina (Hershbein y Kahn 2018). Las investigaciones empíricas revelan sistemáticamente que los descensos más sustanciales del empleo durante las recesiones en los Estados Unidos y otros países desarrollados han afectado a los puestos rutinarios (Jaimovich y Siu 2020; Foote y Ryan 2014; Anghel, de la Rica y Lacuesta 2013; Verdugo y Allègre 2020). Como los mayores índices de robotización en los países desarrollados están relacionados con una menor proporción de empleos rutinarios sensibles al ciclo económico (de Vries et al. 2020), en este estudio se postula que el aumento de la robotización, en igualdad de condiciones, se asocia con una menor capacidad de respuesta cíclica del empleo a las fluctuaciones del producto. Es plausible que este efecto sea más pronunciado durante las recesiones.

En segundo lugar, la tesis de que el cambio tecnológico con sesgo de rutina implica una atenuación de las fluctuaciones cíclicas del empleo se ve validada, además, por la correlación entre el cambio tecnológico con sesgo de rutina y el aumento de la demanda de trabajadores calificados capaces de realizar tareas no rutinarias que complementan las tecnologías de automatización (Acemoglu y Autor 2011; Tang, Huang y Liu 2021; Vivarelli 2014; Acemoglu, Koster y Ozgen 2023). Como se indica en la bibliografía, las competencias y calificaciones de los trabajadores se perfilan como factores fundamentales para el éxito de las fábricas modernas e innovadoras, en tanto que la escasez de personal calificado parece ser uno de los principales impedimentos para la implantación exitosa de tecnologías modernas (Kamble, Gunasekaran y Sharma 2018; Raj et al. 2020; Gal et al. 2019; Ballestar et al. 2022). En consecuencia, se considera que los trabajadores formados y calificados son los principales activos de la empresa moderna (Riley, Michael y Mahoney 2017), de tal modo que los empresarios se vuelven reacios a despedir a estos trabajadores durante los periodos de recesión, lo que redundaría en una mejora de su estabilidad laboral.² Así pues, no solo la reducción del trabajo rutinario de calificación media contribuye a una mayor estabilidad del empleo en condiciones de mayor exposición a la robotización, sino que el aumento del número y la importancia de los trabajadores calificados no rutinarios refuerza aún más esta estabilidad.

Damiani, Pompei y Kleinknecht (2023) aportan datos interesantes que corroboran, con matices, esta tesis. Su investigación revela que, en sectores caracterizados por estructuras organizativas sofisticadas y procesos de producción basados en el conocimiento interno, la implantación de la robótica reduce el recurso a la contratación temporal, sobre todo en el caso de los trabajadores muy calificados. Una mayor antigüedad en el puesto es valiosa para los empleadores, ya que las competencias innovadoras dependen del conocimiento interno de la empresa, el cual engloba el conocimiento inherente a los trabajadores, generalmente tácito. En cambio, este patrón no se observa en los sectores donde los procesos de producción son significativamente menos complejos y dependen más de fuentes de conocimiento externas. En estos sectores, la robotización se asocia con un aumento del número de puestos temporales. Por lo tanto, el efecto de la intensidad robótica no es uniforme y depende de la complejidad de la estructura organizativa y del proceso de producción. No obstante, Damiani, Pompei y Kleinknecht (2023) ponen de manifiesto que la intensidad de la exposición a los robots es significativamente mayor en los sectores con estructuras y procesos de producción más complejos, y que predomina el efecto estabilizador. Dauth et al. (2017) también confirman una mayor estabilidad laboral de los trabajadores expuestos a los robots en la industria manufacturera de Alemania.

En tercer lugar, la estabilización del empleo durante los periodos de recesión es más viable para las empresas que se encuentran en una situación financiera favorable, como se demuestra, por ejemplo, en Bäurle, Lein y Steiner (2021). Abunda la evidencia empírica

² Según Grant (2018), las empresas que invierten mucho en la formación del personal son reacias a despedir en periodos de recesión. Sin embargo, en épocas de bonanza, estas empresas contratan a más empleados, ya que la formación requiere tiempo.

de que las empresas robotizadas alcanzan mayores niveles de valor añadido, productividad, ventas por trabajador y empleo en comparación con las que no han implantado robots (Acemoglu, Lelarge y Restrepo 2020; Acemoglu, Koster y Ozgen 2023; Koch, Manuylov y Smolka 2021; Bonfiglioli et al. 2022). Además, según se indica en otros estudios, las empresas que utilizan tecnologías digitales de la información y la comunicación (TIC) muestran una mayor resiliencia frente a las recesiones económicas. Copestake, Estefania-Flores y Furceri (2022) y Crivelli, Furceri y Toujas-Bernaté (2012), basándose en datos de más de 20 000 empresas de 74 países, revelan que las empresas más digitalizadas sufren una menor caída de ingresos durante las recesiones, en comparación con sus homólogas menos digitalizadas. En una línea similar, Ballestar et al. (2021), basándose en datos de más de 4 000 empresas españolas, demuestran que las empresas que utilizan robots son más resilientes a los acontecimientos desfavorables. Bertschek, Polder y Schulte (2019), a partir de datos empresariales agregados de 12 países, indican que las empresas intensivas en TIC muestran una mayor resiliencia ante las recesiones económicas. Aunque la intensidad de TIC no es lo mismo que la intensidad robótica, existe una clara relación positiva entre ambos conceptos (Presidente 2023; OCDE 2017, 37).

En el ámbito nacional, Papaioannou (2023) concluye que los países con mayor intensidad de TIC mostraron una mayor resiliencia frente a la recesión provocada por la pandemia COVID-19 y sufrieron menores déficits de producto. Así pues, en comparación con sus homólogas que no han adoptado las TIC, la resiliencia mayor de las empresas robotizadas e intensivas en TIC observada en periodos de recesión, junto con su rendimiento generalmente superior, puede contribuir al efecto estabilizador de la exposición a la robotización sobre el empleo a lo largo de los ciclos económicos.

En cuarto lugar, los robots han alterado la función de la producción, lo que implica que, coincidiendo con la creciente tendencia a la robotización, los choques económicos que afectan a los precios de los robots pueden influir cada vez más en la volatilidad del PIB. Como plantean teóricamente Lin y Weise (2019), estos choques afectan a las existencias de robots y, por lo tanto, al producto. Sin embargo, debido a los efectos compensatorios de las fluctuaciones del número de robots sobre el empleo, disminuye la sensibilidad del empleo a las fluctuaciones del producto. Aunque el presente análisis tiene por objeto la capacidad de respuesta del (des)empleo a las variaciones del PIB a corto plazo que tienen su origen en distintas fuentes, este mecanismo también puede contribuir a la reducción del coeficiente de Okun.

En resumen, una mayor exposición a los robots está relacionada con una menor proporción de empleos rutinarios, que suelen ser más vulnerables a las fluctuaciones del ciclo económico, especialmente durante las recesiones. Al mismo tiempo, aumenta la proporción de trabajadores calificados con conocimientos valiosos y se prevé que este grupo disfrute de una mayor estabilidad en el empleo. Las empresas que se robotizan también muestran una mayor resiliencia frente a las recesiones. Además, a medida que los robots se convierten en un importante factor de producción, las fluctuaciones bruscas de los precios de los robots alteran el producto, pero la respuesta del desempleo a estos choques es moderada debido a los efectos compensatorios sobre el empleo. En conjunto, estos factores sugieren que la robotización puede atenuar la sensibilidad del empleo a las fluctuaciones del producto. Sin embargo, este efecto puede no ser uniforme a lo largo del ciclo económico. Como sugiere la evidencia empírica, al cambiar la estructura de competencias y tareas de la fuerza de trabajo (reduciendo la proporción de empleos rutinarios y aumentando la proporción de trabajadores muy calificados), la robotización puede atenuar el «efecto depurador» schumpeteriano de las recesiones sobre el empleo, ya que las empresas se vuelven más reticentes a despedir trabajadores muy calificados en periodos de contracción (Grant 2018). Además, se ha demostrado que los robots aumentan la resiliencia de las empresas frente a las recesiones. En consecuencia, la disminución del coeficiente de Okun puede ser más significativa durante las contracciones del producto, en comparación con las expansiones, lo que principalmente da lugar a recesiones sin pérdida de empleo.

Las conclusiones de Ballestar et al. (2021), en relación con las empresas manufactureras españolas, apoyan esta tesis al revelar que las empresas que adoptan robots muestran una mayor estabilidad en el empleo a nivel de empresa. La evidencia empírica adicional obtenida por Burger y Schwartz (2018) y Jaimovich y Siu (2020) a nivel de país vincula el coeficiente de Okun con la robotización. Contrariamente a la tesis formulada *supra*, estos autores plantean que la polarización del mercado laboral subyace al fenómeno observado de la «recuperación sin creación de empleo», lo que implica una disminución del coeficiente de Okun durante las fases de expansión económica. Sin embargo, Graetz y Michaels (2018), analizando datos de 17 países industrializados, demuestran que la polarización del mercado laboral y la susceptibilidad a la automatización no están significativamente asociadas con las recuperaciones sin creación de empleo. Por lo tanto, la evidencia a nivel nacional no es concluyente y se limita únicamente a las épocas de bonanza.

A partir de esta evidencia, aquí se formula una hipótesis que se comprobará en el siguiente apartado. La hipótesis es que *el aumento de la robotización mitiga la capacidad de respuesta del (des)empleo a las fluctuaciones cíclicas del producto y que este efecto es especialmente pronunciado durante los periodos de recesión económica.*

3. Evidencia empírica

3.1. Datos y métodos de estimación

La muestra abarca 35 países de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE)³ y el periodo comprendido entre 1996 y 2020; el panel no está equilibrado y las observaciones son anuales a nivel de país. Los datos sobre tasas de desempleo, empleo (incluido un desglose por ocupación) y la contribución sectorial al valor añadido proceden de la base de datos OCDE.Stat. Los datos relativos a las existencias operativas de robots se obtuvieron de la base de datos de la Federación Internacional de Robótica (IFR). La IFR registra el cómputo mundial de robots industriales y los distingue de los robots de servicio. Por ello, las instalaciones de robots documentadas por la IFR se concentran en la industria en general (industria manufacturera, construcción, minas y canteras, y suministro de electricidad, gas y agua) y en la industria manufacturera en particular.

El valor de la intensidad robótica en la muestra varía enormemente, como se puede observar en el cuadro SA1 del anexo suplementario 1 en línea (en inglés). El promedio de robots instalados por cada 1 000 empleados es de aproximadamente de 1,17, pero la desviación típica es mucho mayor, de casi 1,7. Colombia tiene la intensidad promedio de robotización más baja (0,005), mientras que la República de Corea presenta el nivel promedio de robotización más alto, superior a 6,77.⁴ A pesar de estas diferencias, los resultados descritos en el presente artículo son insensibles a la eliminación de cualquier país de la muestra.

La principal conjetura que se formula en este artículo es que la automatización modera la relación entre el desempleo y el producto. A fin de cuantificar la automatización, se utiliza la intensidad robótica (estimador *robot*), calculada como el cociente de las actuales existencias operativas de robots en un país, dividido por el número de personas ocupadas en 1995. Se normaliza el número de robots teniendo en cuenta el empleo en el año anterior a la muestra para evitar una correlación negativa mecánica de la densificación de robots con el regresando, que es la tasa de desempleo o, en la comprobación de robustez, el nivel de empleo.

³ Alemania, Australia, Austria, Bélgica, Canadá, Chequia, Chile, Colombia, Dinamarca, Eslovaquia, Eslovenia, España, Estados Unidos, Estonia, Finlandia, Francia, Grecia, Hungría, Irlanda, Islandia, Israel, Italia, Letonia, Lituania, México, Noruega, Nueva Zelandia, Países Bajos, Polonia, Portugal, Reino Unido, República de Corea, Suecia, Suiza y Türkiye.

⁴ Los valores promedio se calculan a lo largo de todo el periodo de muestreo a partir de los datos de la IFR y de la OCDE, no incluidos en el cuadro SA1.

La variable de interacción sirve para comprobar el efecto moderador de la robotización en la relación entre producto y desempleo. Utilizando el símbolo i para representar a los países y t como índice temporal, la ley de Okun puede formularse como la ecuación (1):

$$\text{desempleo cíclico}_{it} = \alpha_i + \beta_1 \text{déficit o superávit de producto} + \beta_2 \text{robot} + \beta_3 (\text{robot} \times \text{déficit o superávit de producto}) + u_{it} \quad (1)$$

El desempleo cíclico se define como la diferencia entre la tasa de desempleo real y su nivel a largo plazo, comúnmente denominado tasa natural de desempleo. Del mismo modo, el déficit o superávit de producto es la diferencia entre el logaritmo del nivel del PIB real y el logaritmo del producto a largo plazo, también denominado producto potencial. A fin de obtener los niveles a largo plazo, se suavizaron las series de producto y desempleo utilizando el filtro Hodrick-Prescott con un parámetro de suavizado de 400 o de 6,25 (para asegurar la robustez de los resultados). En el análisis se aplicó el método de efectos fijos, según el cual el parámetro α_i sirve para captar el impacto de las variables estacionarias omitidas que supuestamente están correlacionadas con los regresores incluidos.

La estimación de las ecuaciones «en niveles» —es decir, la ecuación (1)— debe ir precedida de una estimación (mediante el filtro Hodrick-Prescott) del producto potencial y de la tasa natural de desempleo, que son inobservables. Independientemente del método utilizado, estas estimaciones son inciertas. Para superar esta dificultad, se ha propuesto la versión «diferencial» de la ley de Okun (ecuación (2)) como especificación alternativa de la relación entre producto y desempleo:

$$\Delta \text{desempleo}_{it} = \alpha_i + \beta_1 \text{crecimiento del producto} + \beta_2 \text{robot} + \beta_3 (\text{robot} \times \text{crecimiento del producto}) + u_{it} \quad (2)$$

La ecuación (2) puede derivarse de la ecuación (1), pero las estimaciones del coeficiente β_2 están sesgadas si la tasa natural de desempleo o la tasa de crecimiento del producto potencial varían con el tiempo porque, en este caso, el término de error estaría correlacionado con la variación del desempleo y el crecimiento del producto. En consecuencia, la ecuación (1), en niveles, es la especificación preferida en este estudio y se utiliza la ecuación (2) como comprobación de robustez.

Técnicamente, la ley de Okun puede descomponerse en el efecto del producto sobre el empleo y el efecto del empleo sobre la tasa de desempleo (véase Ball, Leigh y Loungani 2017; An, Bluedorn y Ciminelli 2021); el impacto del empleo y del producto subyace a la relación entre las variaciones del producto y la tasa de desempleo expresada en las ecuaciones (1) y (2). En consecuencia, se han formulado las siguientes especificaciones —alternativas a las ecuaciones (1) y (2)— como ecuación (3) para la ecuación estimada en niveles y como ecuación (4) para la ecuación en primeras diferencias:

$$\text{empleo cíclico}_{it} = \alpha_i + \beta_1 \text{déficit o superávit de producto} + \beta_2 \text{robot} + \beta_3 (\text{robot} \times \text{déficit o superávit de producto}) + u_{it} \quad (3)$$

$$\Delta \text{empleo}_{it} = \alpha_i + \beta_1 \text{crecimiento del producto} + \beta_2 \text{robot} + \beta_3 (\text{robot} \times \text{crecimiento del producto}) + u_{it} \quad (4)$$

El empleo cíclico —es decir, la desviación del logaritmo observado del empleo con respecto a su nivel a largo plazo— se obtuvo con ayuda del filtro Hodrick-Prescott con un parámetro de suavizado de 400; Δempleo es la primera diferencia del logaritmo del empleo, lo que indica la tasa de variación del empleo.

Las especificaciones de la ley de Okun en las que el desempleo se sustituye por el empleo, y la ecuación (4) en particular, permiten analizar la intensidad en empleo del crecimiento. Aunque esta cuestión no ha sido tan estudiada como otros indicadores del mercado

de trabajo, se ha demostrado que la elasticidad del empleo con respecto al producto es un importante factor que explica las respuestas heterogéneas de las tasas de desempleo a las contracciones y expansiones (véase Crivelli, Furceri y Toujas-Bernaté 2012). Además, las ecuaciones (3) y (4) pueden estimarse para averiguar el efecto de las variaciones del producto sobre el empleo por sectores (industria y servicios). Gelfer (2020) documentó una mayor respuesta del empleo a los descensos del PIB en sectores más intensivos en capital (industria manufacturera y construcción) que en los servicios.

La hipótesis principal de este artículo es que el coeficiente estimado $\hat{\beta}_3$ en las ecuaciones (1) a (4) es distinto de cero. Sin embargo, es probable que los valores de $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_3$ dependan del ciclo económico. Muchos autores señalan la no linealidad de la ley de Okun, lo que significa que el valor del coeficiente de Okun puede ser diferente en las distintas fases del ciclo económico. Cabe señalar que la mayor parte de la evidencia procede de los Estados Unidos (véase Owyang y Sekhposyan 2012; Berger, Everaert y Vierke 2016; Grant 2018; Aguiar-Conraria, Martins y Soares 2020; Donayre 2022), pero también se han detectado umbrales en la relación de la ley de Okun en Europa (Nebot, Beyaert y García-Solanes 2019).

A partir de estos datos, se estiman las ecuaciones (1) a (4) en dos submuestras restringidas a periodos de contracción o expansión económica. El análisis se basa en el signo del déficit o superávit de producto para distinguir las expansiones de las contracciones, ya que la desviación del producto observado con respecto a su potencial a largo plazo es una medida común de las fluctuaciones de la actividad económica. Además, la utilización del déficit o superávit de producto para discriminar entre etapas del ciclo económico permite obtener submuestras de tamaños similares, a fin de comparar los resultados de las estimaciones.

La endogeneidad de la robotización es el principal problema de las investigaciones sobre la relación entre la automatización y el comportamiento del mercado laboral. Es probable que la robotización sea una respuesta de las empresas a la rigidez de ese mercado, lo que plantea el problema de la causalidad inversa en la ecuación de la ley de Okun estimada en este artículo. Se evita este escollo mediante la estrategia de estimación de variables instrumentales. El factor clave para aplicar con éxito este método es la utilización de instrumentos adecuados. En este caso, la elección de variables instrumentales se guio por el hecho de que la robotización depende de la estructura sectorial de la economía, la estructura demográfica y la proporción de trabajadores que desempeñan empleos rutinarios y no rutinarios (véase Fernández-Macías, Klenert y Antón 2021; Acemoglu y Restrepo 2022; Reijnders y de Vries 2018).

Por consiguiente, en el conjunto de instrumentos se incluye la tasa de dependencia de la vejez del país, calculada como la proporción de personas de 50 años o más con respecto a la población total. También se incorpora la proporción del PIB del país correspondiente a los dos sectores caracterizados por una densidad de robotización relativamente elevada en todos los países de la OCDE, a saber, los sectores de producción de equipo de transporte y de vehículos automotores, remolques y semirremolques. Además, se incorpora la proporción del PIB correspondiente a los sectores con un bajo grado de robotización en los países de la OCDE, concretamente el sector de los textiles, el vestido, el cuero y el calzado. La densidad de robotización se instrumentó mediante la proporción de empleo de las dos ocupaciones menos rutinarias (directores y gerentes, y agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros) y la proporción de empleo de las siguientes ocupaciones rutinarias y susceptibles de automatización: operadores de instalaciones y máquinas, personal de apoyo administrativo, ocupaciones elementales, y técnicos (véase Goos, Manning y Salomons 2014). La estructura del empleo por ocupación (categorías de un dígito de la CIUO-08)⁵ y las contribuciones sectoriales al PIB (secciones de dos dígitos

⁵ La CIUO-08 es la cuarta iteración de la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones, adoptada por la OIT en 2008.

de la NACE)⁶ en 1995 —es decir, en el periodo de premuestreo— sirvieron para reforzar la exogeneidad de estas métricas. En cada ecuación de regresión solo se utilizó un subconjunto de los instrumentos enumerados anteriormente (véanse las notas de cada cuadro) y la elección se guió por los resultados de las pruebas de validez de los instrumentos que se describen a continuación. Es importante subrayar que, dado que la intensidad robótica interactúa con el déficit o superávit de producto o con la tasa de crecimiento del producto, las variables instrumentales descritas también interactúan con la medida correspondiente del estado del ciclo económico.

Los resultados de referencia se obtuvieron con el estimador estándar de variables instrumentales: un estimador de mínimos cuadrados en dos etapas (*two-stage least squares*, 2SLS), que produce estimaciones coherentes de los coeficientes incluso en presencia de heterocedasticidad. Sin embargo, la heterocedasticidad da lugar a estimaciones ineficientes de los coeficientes por variables instrumentales y a errores estándar incoherentes. El segundo enfoque es un estimador del método generalizado de momentos (*generalized method of moments*, GMM) en dos etapas, que permite una estimación eficiente en presencia de heterocedasticidad.

El estimador GMM estándar se obtiene minimizando la función objetivo GMM en la segunda etapa, tratando la matriz de ponderación como una matriz constante. Hansen, Heaton y Yaron (1996) muestran que la actualización continua de la matriz de ponderación funciona mejor para datos anuales (como los que aquí se analizan) que otras formas de ponderar las condiciones de momento. Además, el estimador de actualización continua mostró un sesgo medio menor que los demás estimadores. Por lo tanto, el tercer estimador utilizado es el estimador GMM continuamente actualizado (*continuously updated estimator*, CUE) desarrollado por Hansen, Heaton y Yaron (1996).

El cuarto estimador aplicado en este artículo es el estimador de máxima verosimilitud con información limitada (*limited information maximum likelihood*, LIML). La incorporación de este último estimador mejora el 2SLS, que genera grandes sesgos cuando se utilizan muchos instrumentos. Hahn, Hausman y Kuersteiner (2004) aportan evidencia empírica de que los estimadores CUE y LIML funcionan mejor que los estimadores 2SLS y GMM estándar en presencia de instrumentos débiles. No obstante, conviene señalar que el estimador LIML solo es eficiente en condiciones de homocedasticidad. Los resultados que se presentan en el siguiente apartado se han obtenido utilizando estos cuatro estimadores.

Los errores estándar de cada cuadro se obtuvieron a partir del estimador «sándwich» de la varianza de Eicker-Huber-White, y son robustos ante la presencia de heterocedasticidad arbitraria. No se presupone la existencia de una correlación intraconglomerado, una correlación intrapanel o una correlación entre paneles (conglomeración temporal), al entender que la heterocedasticidad es de forma desconocida. Dado que la teoría econométrica y la evidencia de simulación existente no son claras en cuanto a la fiabilidad de las inferencias robustas por conglomerados a partir de modelos estimados con variables instrumentales (MacKinnon, Nielsen y Webb 2023), en este estudio no se calculan errores estándar robustos por conglomerados.

A fin de superar la posible autocorrelación en los términos de error, se utiliza la extensión del estimador sándwich de Eicker-Huber-White formulado por Newey y West (1987). Este estimador se basa en el kernel de Bartlett, que, según Kolokotronis, Stock y Walker (2024), es óptimo entre los kernels de primer orden. De este modo, las estimaciones obtenidas son coherentes cuando existe autocorrelación además de heterocedasticidad.

La validez de los instrumentos es de suma importancia cuando se aplica el método de variables instrumentales. En este caso, el análisis se basa en pruebas de subidentificación, identificación débil y restricciones de sobreidentificación para asegurar que los estimadores tengan un funcionamiento adecuado. La prueba de subidentificación es una prueba del multiplicador de Lagrange (*LM*) utilizada para determinar si los instrumentos excluidos están correlacionados con los regresores endógenos. La hipótesis nula es que la ecuación

⁶ Nomenclatura estadística de actividades económicas en la Comunidad Europea.

está infraidentificada, mientras que el rechazo de la hipótesis nula, si el estadístico *LM* de Kleibergen-Paap supera el valor crítico, indica que el modelo está identificado.

La identificación débil se da cuando los instrumentos excluidos solo están débilmente correlacionados con los regresores endógenos. Aunque los estimadores LIML son bastante robustos frente a instrumentos débiles, otros estimadores pueden tener un funcionamiento inadecuado. Se presenta el estadístico *F* de Wald de Cragg-Donald, siguiendo la sugerencia de Staiger y Stock (1997) de que los instrumentos no son débiles si el valor del estadístico *F* es superior a 10.

La hipótesis nula conjunta de la prueba Sargan-Hansen (*J*) de restricciones de sobreidentificación es que los instrumentos no están correlacionados con el término de error, y que los instrumentos excluidos están correctamente excluidos de la ecuación estimada. El rechazo de la hipótesis nula pone en duda la validez de los instrumentos.

3.2. Ley de Okun en periodos de contracción

En este apartado se exponen los resultados de la estimación de las ecuaciones (1) a (4), utilizando los cuatro estimadores de variables instrumentales descritos anteriormente y restringiendo la muestra para incluir los periodos en los que hay déficit de producto, ya que el estimador de déficit o superávit de producto tiene un valor negativo. Como ya se ha señalado, los instrumentos de medición de la intensidad robótica se seleccionaron en función de los resultados de sus pruebas de validez y se enumeran en las notas que figuran debajo de cada cuadro.

Los resultados de la estimación de la ecuación (1) para los periodos de contracción se presentan en el cuadro 1. El encabezamiento de cada columna especifica el estimador utilizado para obtener los resultados.

Cuadro 1. Ley de Okun en periodos de contracción: ecuación en niveles con la tasa cíclica de desempleo como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>déficit o superávit de producto</i>	-55,675*** (9,442)	-59,480*** (8,940)	-57,055*** (9,913)	-68,895*** (8,367)
<i>robot</i>	0,112 (0,162)	0,116 (0,161)	0,128 (0,179)	0,205 (0,173)
<i>robot × déficit o superávit de producto</i>	20,620*** (6,360)	20,799*** (6,305)	22,110*** (7,103)	25,024*** (6,229)
Número de observaciones	364	364	364	364
<i>R</i> ²	0,240	0,237	0,225	0,185
Estadístico <i>F</i> de Wald de Cragg-Donald	28,916	28,917	28,918	28,919
Estadístico <i>J</i> de Sargan-Hansen (valor de <i>p</i>)	5,334 (0,149)	5,334 (0,149)	5,272 (0,153)	4,291 (0,232)
Estadístico <i>LM</i> de Kleibergen-Paap (valor de <i>p</i>)	15,509 (0,004)	15,509 (0,004)	15,509 (0,004)	15,509 (0,004)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × déficit o superávit de producto* son las siguientes: (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los textiles en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los vehículos en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de trabajadores administrativos en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de directores y gerentes en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

Se observa que la variable fundamental en la ley de Okun —es decir, el valor de déficit de producto— es significativo y guarda, como se preveía, una relación negativa con la tasa cíclica de desempleo. El término de interacción entre el déficit de producto y la intensidad robótica, que es el objeto de estudio, es positivo, lo que indica que el desempleo reacciona menos ante la contracción del producto cuando se generaliza la automatización. El efecto de la propia robotización sobre la desviación del desempleo con respecto a su tendencia a largo plazo no es estadísticamente significativo. Los resultados de las pruebas de validez del instrumento indican que el problema de la identificación no es preocupante.

Aunque la ecuación en niveles es la especificación preferida en el presente estudio, se comprueba si las estimaciones son sensibles a la utilización de las primeras diferencias en la tasa de desempleo y el logaritmo del producto en lugar de los diferenciales entre estas variables y sus valores a largo plazo. Los resultados de la estimación de la ecuación en diferencias se presentan en el cuadro 2.

La regresión de la variación de la tasa de desempleo sobre el crecimiento del producto da resultados similares a los obtenidos al estimar la ecuación (1). La conclusión principal se ve reforzada por el hecho de que el término de interacción es positivo y significativo, lo que indica que la variación del desempleo en respuesta a la disminución del producto se ve atenuada por la automatización. Curiosamente, el coeficiente de la intensidad robótica es negativo y significativo, lo que parece indicar que la automatización estabiliza el desempleo.

Mediante cuatro estimadores y dos versiones de la ley de Okun convencional, se comprueba que la automatización atenúa la influencia de las recesiones sobre el desempleo. Después se procede a examinar la elasticidad del empleo con respecto a la disminución del producto. Los resultados de la estimación de la ecuación (3) se presentan en el

Cuadro 2. Ley de Okun en periodos de contracción: ecuación en diferencias con la variación de la tasa de desempleo como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>crecimiento del producto</i>	-43,866*** (4,087)	-47,079*** (3,755)	-43,997*** (4,119)	-47,891*** (3,420)
<i>robot</i>	-0,659*** (0,165)	-0,704*** (0,163)	-0,670*** (0,170)	-0,738*** (0,181)
<i>robot × crecimiento del producto</i>	8,579*** (2,774)	10,528*** (2,554)	8,647*** (2,838)	11,291*** (2,505)
Número de observaciones	339	339	339	339
R^2	0,504	0,477	0,500	0,458
Estadístico F de Wald de Cragg-Donald	42,105	42,106	42,107	42,108
Estadístico J de Sargan-Hansen (valor de p)	4,098 (0,251)	4,098 (0,251)	4,079 (0,253)	3,630 (0,304)
Estadístico LM de Kleibergen-Paap (valor de p)	18,156 (0,001)	18,156 (0,001)	18,156 (0,001)	18,156 (0,001)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × crecimiento del producto* son las siguientes: (*crecimiento del producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los textiles en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los vehículos en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de trabajadores administrativos en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de directores y gerentes en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

Cuadro 3. Ley de Okun en periodos de contracción: ecuación en niveles con el nivel de empleo cíclico (diferencia entre el empleo observado y el empleo a largo plazo en escala logarítmica) como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>déficit o superávit de producto</i>	0,831*** (0,107)	0,809*** (0,104)	0,837*** (0,108)	0,809*** (0,104)
<i>robot</i>	-0,006** (0,003)	-0,005* (0,003)	-0,006** (0,003)	-0,005* (0,002)
<i>robot × déficit o superávit de producto</i>	-0,265*** (0,088)	-0,229*** (0,079)	-0,271*** (0,091)	-0,232*** (0,076)
Número de observaciones	413	413	413	413
R^2	0,281	0,299	0,278	0,297
Estadístico F de Wald de Cragg-Donald	35,752	35,753	35,754	35,755
Estadístico J de Sargan-Hansen (valor de p)	2,461 (0,482)	2,461 (0,482)	2,451 (0,484)	2,496 (0,476)
Estadístico LM de Kleibergen-Paap (valor de p)	15,805 (0,003)	15,805 (0,003)	15,805 (0,003)	15,805 (0,003)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × déficit o superávit de producto* son las siguientes: (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los textiles en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector del equipo de transporte en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de trabajadores administrativos en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de ocupaciones elementales en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

cuadro 3. Como la diferencia entre la tasa de desempleo observada y su nivel a largo plazo se sustituye por la desviación del empleo con respecto a su nivel a largo plazo, el signo esperado del coeficiente de déficit o superávit de producto es positivo.

Según se observa en el cuadro 3, cuando el producto real de la economía cae por debajo de su capacidad, el empleo se sitúa por debajo de su nivel natural. Sin embargo, la relación positiva entre empleo y producto se ve debilitada por la robotización, como se refleja en el signo negativo del término de interacción entre la intensidad robótica y el estimador del déficit o superávit de producto. Este resultado indica que los costos de la movilidad laboral, que inducen a las empresas a responder a las fluctuaciones (adversas) del ciclo económico ajustando la tasa de utilización del factor trabajo en lugar del nivel de empleo, aumentan en las economías más automatizadas. También hay que señalar que el coeficiente de intensidad robótica es negativo, al igual que en el cuadro 2. Estos resultados contradictorios sobre el efecto de la robotización en el empleo y el desempleo implican que no se pueden extraer conclusiones robustas al respecto.

Para confirmar el efecto reductor de la robotización sobre la intensidad en empleo del crecimiento, se estima la ecuación (4), cuyos resultados se presentan en el cuadro 4. Aunque el nivel de significación del término de interacción disminuye (la posibilidad de rechazar la hipótesis nula aumenta al 5 por ciento), la tesis de que la automatización atenúa la reacción del empleo ante la evolución del producto en periodos de recesión parece estar justificada.

Por último, se comprueba si las estimaciones de la especificación preferida en la ecuación (1) son robustas al método de extracción de los componentes cíclicos. Anteriormente se había utilizado el filtro de Hodrick-Prescott con un parámetro de suavizado de 400 para desagregar las series de producto y desempleo en los componentes tendencial y cíclico.

Cuadro 4. Ley de Okun en periodos de contracción: ecuación en diferencias con la tasa de variación del empleo (variación del logaritmo del empleo) como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>crecimiento del producto</i>	0,628*** (0,074)	0,593*** (0,067)	0,640*** (0,078)	0,582*** (0,068)
<i>robot</i>	0,007*** (0,002)	0,008*** (0,002)	0,008*** (0,002)	0,008*** (0,002)
<i>robot × crecimiento del producto</i>	-0,113** (0,048)	-0,106** (0,046)	-0,121** (0,053)	-0,103** (0,047)
Número de observaciones	385	385	385	385
R^2	0,472	0,465	0,458	0,460
Estadístico <i>F</i> de Wald de Cragg-Donald	46,937	46,938	46,939	46,940
Estadístico <i>J</i> de Sargan-Hansen (valor de <i>p</i>)	5,663 (0,129)	5,663 (0,129)	5,575 (0,134)	5,182 (0,159)
Estadístico <i>LM</i> de Kleibergen-Paap (valor de <i>p</i>)	21,392 (0,000)	21,392 (0,000)	21,392 (0,000)	21,392 (0,000)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × crecimiento del producto* son las siguientes: (*crecimiento del producto × proporción del PIB correspondiente al sector del equipo de transporte en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de técnicos en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de ocupaciones elementales en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de operadores de máquinas en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

Ravn y Uhlig (2002) estudian los valores óptimos del parámetro de suavizado con diferentes frecuencias de observaciones y recomiendan que se fije en 6,25 para datos anuales. Aquí se ha seguido esa recomendación al calcular el desempleo cíclico y el déficit o superávit de producto. Los resultados (cuadro SA3 del anexo suplementario 1 en línea) revelan que las conclusiones no son sensibles a la forma en que se obtienen los componentes cíclicos del desempleo y el producto. El coeficiente de déficit o superávit de producto sigue siendo negativo, mientras que el coeficiente del término de interacción es positivo.

En este apartado se han presentado numerosas evidencias del impacto de la robotización en el coeficiente de Okun durante los periodos de contracción. Se constata que el aumento de la tasa de desempleo y la reducción del nivel de empleo durante la fase recesiva del ciclo económico son menos pronunciados en los países con una elevada intensidad robótica. Este resultado no es sensible a la elección del método de estimación, a la especificación de la ley de Okun o al método de extracción de las fluctuaciones cíclicas. De ello se deduce que un alto nivel de robotización disuade a las empresas de despedir trabajadores durante las recesiones. Además, no se encuentra una relación robusta entre la magnitud de los movimientos cíclicos del (des)empleo y la automatización.

3.3. Ley de Okun en periodos de expansión

En este apartado se estudia la ley de Okun durante las fases expansivas del ciclo económico. Se ha restringido la muestra para incluir los periodos en los que el estimador del déficit o superávit de producto es positivo o nulo. Se estiman todas las especificaciones de la ley de Okun expresadas por las ecuaciones (1) a (4). En el cuadro 5 se presentan las estimaciones de la ecuación en niveles basadas en la diferencia entre el desempleo observado y su nivel a largo plazo.

Cuadro 5. Ley de Okun en periodos de expansión: ecuación en niveles con la tasa cíclica de desempleo como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>déficit o superávit de producto</i>	-24,820*** (2,611)	-26,138*** (2,474)	-24,858*** (2,631)	-26,371*** (2,509)
<i>robot</i>	-0,027 (0,084)	-0,055 (0,080)	-0,028 (0,086)	-0,062 (0,082)
<i>robot × déficit o superávit de producto</i>	-5,006 (5,244)	-1,741 (4,644)	-4,913 (5,344)	-0,806 (4,719)
Número de observaciones	423	423	423	423
R^2	0,368	0,355	0,367	0,350
Estadístico F de Wald de Cragg-Donald	44,152	44,153	44,154	44,155
Estadístico J de Sargan-Hansen (valor de p)	2,735 (0,434)	2,735 (0,434)	2,730 (0,435)	2,519 (0,472)
Estadístico LM de Kleibergen-Paap (valor de p)	27,196 (0,000)	27,196 (0,000)	27,196 (0,000)	27,196 (0,000)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × déficit o superávit de producto* son las siguientes: (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los textiles en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los vehículos en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de trabajadores administrativos en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de directores y gerentes en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

Los coeficientes de déficit o superávit de producto solo son significativos en el cuadro 5, lo que indica que el desempleo cae por debajo de su nivel a largo plazo durante las fases de recuperación económica. Este efecto no se modera con la intensidad robótica, ya que el coeficiente del término de interacción no es significativo. Parece que durante los periodos de expansión la robotización no impulsa a las empresas a sustituir los servicios de capital por trabajo, en cuyo caso el signo del término de interacción sería positivo. Para corroborar esta conclusión, se estima la ecuación (2) y se presentan los resultados en el cuadro 6.

Las estimaciones de la ecuación en diferencias, que figuran en el cuadro 6, no refutan la conclusión principal. Cuando la economía se expande, la intensidad robótica no altera la relación entre la variación de la tasa de desempleo y la tasa de crecimiento del PIB. Seguidamente, se aplica la prueba de robustez, que consiste en sustituir la tasa de desempleo por el empleo como variable dependiente (véanse los cuadros 7 y 8).

Los datos presentados en el cuadro 7 corroboran la observación sobre el efecto nulo de la robotización en el coeficiente de Okun durante las fases de expansión económica. La voluntad de las empresas de crear puestos de trabajo —o, más exactamente, de potenciar el empleo por encima de su nivel a largo plazo— cuando la economía entra en una fase de expansión no se ve afectada por el grado de automatización. Del mismo modo, la estimación de la ecuación (4) en periodos de mayor actividad económica (cuadro 8) muestra que la elasticidad del empleo con respecto al producto no se ve influida por la intensidad robótica.

Hasta ahora, el análisis lleva a la conclusión de que el impacto de la robotización en el valor del coeficiente de Okun es asimétrico, en el sentido de que depende del estado del ciclo económico. La automatización contribuye a evitar un brusco aumento del desempleo (reducción del nivel de empleo) durante las fases de contracción del ciclo económico. Lamentablemente, este efecto de conservación del empleo en las recesiones económicas no va acompañado de un debilitamiento del fenómeno de recuperación sin creación de empleo: el coeficiente de Okun no se ve afectado por la robotización durante las fases

Cuadro 6. Ley de Okun en periodos de expansión: ecuación en diferencias con la variación de la tasa de desempleo como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>crecimiento del producto</i>	-21,268*** (3,327)	-23,209*** (2,962)	-21,196*** (3,366)	-23,271*** (2,876)
<i>robot</i>	-0,002 (0,146)	-0,072 (0,136)	-0,001 (0,149)	-0,069 (0,136)
<i>robot × crecimiento del producto</i>	-8,445 (5,434)	-5,801 (4,892)	-8,616 (5,550)	-5,935 (4,864)
Número de observaciones	413	413	413	413
R^2	0,369	0,375	0,367	0,375
Estadístico <i>F</i> de Wald de Cragg-Donald	45,437	45,438	45,439	45,440
Estadístico <i>J</i> de Sargan-Hansen (valor de <i>p</i>)	1,868 (0,600)	1,868 (0,600)	1,868 (0,600)	1,771 (0,621)
Estadístico <i>LM</i> de Kleibergen-Paap (valor de <i>p</i>)	26,658 (0,000)	26,658 (0,000)	26,658 (0,000)	26,658 (0,000)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × crecimiento del producto* son las siguientes: (*crecimiento del producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los textiles en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los vehículos en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de trabajadores administrativos en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de directores y gerentes en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

Cuadro 7. Ley de Okun en periodos de expansión: ecuación en niveles con el nivel de empleo cíclico (diferencia entre el empleo observado y el empleo a largo plazo en escala logarítmica) como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>déficit o superávit de producto</i>	0,438*** (0,045)	0,436*** (0,042)	0,440*** (0,046)	0,428*** (0,043)
<i>robot</i>	0,000 (0,002)	0,000 (0,002)	0,000 (0,002)	0,000 (0,002)
<i>robot × déficit o superávit de producto</i>	0,025 (0,084)	0,012 (0,078)	0,022 (0,088)	0,023 (0,079)
Número de observaciones	449	449	449	449
R^2	0,262	0,260	0,262	0,261
Estadístico <i>F</i> de Wald de Cragg-Donald	61,553	61,554	61,555	61,556
Estadístico <i>J</i> de Sargan-Hansen (valor de <i>p</i>)	5,214 (0,157)	5,214 (0,157)	5,227 (0,156)	5,216 (0,157)
Estadístico <i>LM</i> de Kleibergen-Paap (valor de <i>p</i>)	31,174 (0,000)	31,174 (0,000)	31,174 (0,000)	31,174 (0,000)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × déficit o superávit de producto* son las siguientes: (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector de los textiles en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción del PIB correspondiente al sector del equipo de transporte en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de trabajadores administrativos en 1995*), (*déficit o superávit de producto × proporción de empleo de trabajadores agropecuarios en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

Cuadro 8. Ley de Okun en periodos de expansión: ecuación en diferencias con la tasa de variación del empleo (variación del logaritmo del empleo) como variable dependiente

Estimador	2SLS	GMM	LIML	CUE
<i>crecimiento del producto</i>	0,265*** (0,084)	0,263*** (0,059)	0,262*** (0,085)	0,308*** (0,062)
<i>robot</i>	-0,002 (0,003)	-0,001 (0,002)	-0,002 (0,003)	-0,002 (0,002)
<i>robot × crecimiento del producto</i>	0,127 (0,090)	0,078 (0,067)	0,132 (0,095)	0,137* (0,073)
Número de observaciones	431	431	431	431
R^2	0,215	0,221	0,214	0,205
Estadístico F de Wald de Cragg-Donald	37,902	37,903	37,904	37,905
Estadístico J de Sargan-Hansen (valor de p)	5,304 (0,151)	5,304 (0,151)	5,251 (0,154)	6,079 (0,108)
Estadístico LM de Kleibergen-Paap (valor de p)	27,914 (0,000)	27,914 (0,000)	27,914 (0,000)	27,914 (0,000)

* Significativo al nivel del 10 por ciento. ** Significativo al nivel del 5 por ciento. *** Significativo al nivel del 1 por ciento.

Notas: Los errores estándar indicados entre paréntesis son robustos a la heterocedasticidad y a la autocorrelación. Las variables instrumentales utilizadas para *robot* y *robot × crecimiento del producto* son las siguientes: (*crecimiento del producto × proporción del PIB correspondiente al sector del equipo de transporte en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de técnicos en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de ocupaciones elementales en 1995*), (*crecimiento del producto × proporción de empleo de operadores de máquinas en 1995*) y tasa de dependencia de la vejez.

Fuente: Cálculos de los autores con datos de la OCDE y de la IFR.

expansivas. El primer resultado es novedoso en la bibliografía, mientras que el segundo pone en duda la universalidad de la conclusión a la que llegaron Burger y Schwartz (2018) en el caso de los Estados Unidos, según la cual la adopción de tecnología sustitutiva de tareas rutinarias hace más probable la recuperación sin creación de empleo.

3.4. Pruebas de robustez: legislación sobre protección del empleo y relaciones intersectoriales

La evidencia empírica indica que las instituciones del mercado de trabajo pueden fomentar la automatización o alterar el valor del coeficiente de Okun (por ejemplo, véase Presidente 2023). Es probable que los países con instituciones más favorables a los trabajadores experimenten un ajuste más moderado del empleo ante la volatilidad del producto. Además, la reducción de costos asociada al descenso de la rotación laboral por efecto de la robotización puede hacer que las inversiones en robótica resulten especialmente atractivas para las empresas de esos países. Es, pues, esencial verificar que la intensidad robótica sigue siendo un factor moderador sustancial en el vínculo entre desempleo y producto, una vez controlada la legislación de protección del empleo.

En consecuencia, se amplía el conjunto de regresores de las ecuaciones (1) y (2) para incluir una variable que capte el efecto de una fuerte protección del empleo sobre la capacidad de respuesta del desempleo a la producción. La ecuación de Okun estimada en niveles se expresa ahora como ecuación (5) en su especificación revisada:

$$\begin{aligned}
 \text{desempleo cíclico}_{it} = & \alpha_i + \beta_1 \text{déficit o superávit de producto} + \beta_2 \text{robot} \\
 & + \beta_3 (\text{robot} \times \text{déficit o superávit de producto}) \\
 & + \beta_4 (\text{intensa_pe} \times \text{déficit o superávit de producto}) + u_{it}
 \end{aligned} \tag{5}$$

y la ecuación en primeras diferencias adquiere la forma de la ecuación (6):

$$\begin{aligned} \Delta \text{desempleo}_{it} = & \alpha_i + \beta_1 \text{crecimiento del producto} + \beta_2 \text{robot} \\ & + \beta_3 (\text{robot} \times \text{crecimiento del producto}) \\ & + \beta_4 (\text{intensa_pe} \times \text{crecimiento del producto}) + u_{it} \end{aligned} \quad (6)$$

Las nuevas variables construidas son los términos de interacción *intensa_pe* × *déficit o superávit de producto* e *intensa_pe* × *crecimiento del producto*, donde *déficit o superávit de producto* y *crecimiento del producto* se han definido como en las ecuaciones de regresión de referencia. La variable ficticia *intensa_pe* toma el valor de 1 cuando hay una reglamentación estricta del despido de trabajadores con contrato ordinario.

El grado de protección del empleo se clasifica según la versión 2 (1998-2019) del indicador de rigor de la protección del empleo elaborado por la OCDE.⁷ Se considera que la protección del empleo es intensa (e *intensa_pe* toma el valor de 1) cuando el valor del indicador se sitúa en el quinto quintil de su distribución en la muestra. Se examina la sensibilidad de los resultados a la utilización del tercer tercil de la distribución del indicador en la muestra para corroborar la validez de las conclusiones.

El objetivo de este apartado es confirmar que el coeficiente $\hat{\beta}_3$ en las ecuaciones (5) y (6) sigue siendo estadísticamente significativo a pesar de incluir las instituciones del mercado de trabajo como posible determinante del coeficiente de Okun. Es decir, se trata de una prueba de variables omitidas. Los resultados de la estimación de las ecuaciones (5) y (6) se muestran en los cuadros SA4 y SA5 del anexo suplementario 2 en línea, respectivamente. Los principales resultados permanecen inalterados y respaldan la conjetura de que el desempleo reacciona menos ante las recesiones en países donde la automatización del trabajo está más avanzada. En consonancia con los resultados anteriores, el impacto de la robotización en el coeficiente de Okun no es estadísticamente significativo en los periodos de expansión. Cabe señalar que una legislación laboral estricta no parece influir en el coeficiente de Okun, independientemente de cómo se defina «estricta». Conviene señalar también que los resultados recogidos en el cuadro SA5 apuntan a una influencia atenuante de la legislación de protección del empleo sobre el aumento del desempleo en periodos de contracción.

El análisis de los resultados de las pruebas de restricciones de subidentificación, identificación débil y sobreidentificación no pone en duda la validez de los instrumentos. Por lo tanto, cabe extraer con seguridad la conclusión de que, incluso en los países en los que la legislación de protección del empleo es estricta, la robotización atenúa la respuesta del desempleo a las contracciones del producto.

Los robots se utilizan sobre todo en el sector manufacturero. Sin embargo, debido a las relaciones intersectoriales entre la industria manufacturera y los servicios, la robotización (concentrada en el primero de estos dos sectores) también puede afectar al empleo y, en consecuencia, al coeficiente de Okun en los servicios. Los cambios salariales y de empleo en la industria manufacturera afectan a la demanda de trabajo en los servicios a través de dos canales principales. Los servicios son insumos intermedios en la producción de bienes, y el crecimiento de la industria manufacturera crea puestos de trabajo en los servicios (principalmente empresariales). En segundo lugar, la variación de la demanda de trabajo en el sector manufacturero repercute en los salarios y los ingresos, lo que a su vez influye en la demanda de servicios (sobre todo personales). Además de estas relaciones intersectoriales de carácter general, la automatización abre nuevas vías que relacionan el empleo en la industria manufacturera con el empleo en los servicios. En el anexo suplementario 3 en línea se ofrece un breve análisis de estos efectos indirectos inducidos por la automatización en el empleo: los cuadros SA6 a SA9 recogen los resultados de la estimación de la ecuación

⁷ OCDE, «Strictness of Employment Protection», base de datos de indicadores de protección del empleo de la OCDE, <https://www.oecd.org/en/data/datasets/oecd-indicators-of-employment-protection.html> (consultado el 24 de junio de 2025).

de Okun en los servicios y la industria. La principal conclusión de esta prueba de robustez es que, durante las etapas de contracción económica, tanto en la industria como en los servicios, el valor del coeficiente de Okun depende negativamente de la intensidad robótica.

En resumen, se ha analizado el impacto de la robotización en la relación entre empleo y producto a lo largo del ciclo económico. Se ha evidenciado de forma convincente que la intensidad robótica ejerce una influencia no lineal sobre el valor del coeficiente de Okun: la automatización reduce la pérdida de puestos de trabajo durante las etapas de contracción, pero su efecto durante los periodos de expansión es nulo. No se encuentra ninguna evidencia que permita atribuir las «recuperaciones sin creación de empleo» o el «crecimiento sin empleo» a la robotización. Al contrario, se constata que las máquinas controladas por ordenador atenúan los efectos negativos de las contracciones económicas sobre el empleo y el desempleo en el conjunto de la economía, sobre todo en los sectores industriales, pero también, aunque de forma menos marcada, en los servicios. Estos resultados son robustos a la endogeneidad, a la elección del estimador, a la especificación de la ley de Okun, a la inclusión de la regulación del mercado de trabajo como variable moderadora y al método de desagregación de las series de empleo y desempleo en sus componentes tendencial y cíclico.

4. Síntesis y conclusiones

La actual transformación de los mercados de trabajo a través de la robotización suscita un gran interés académico. En la bibliografía se ha abordado profusamente el impacto de los robots en los niveles de empleo, las estructuras ocupacionales y los salarios, pero quedan por estudiar las conexiones entre la robotización y los resultados del mercado de trabajo. Un aspecto que no ha recibido suficiente atención es el impacto de la robotización en el valor del coeficiente de Okun.

Al abordar esta laguna de la investigación, la principal tesis de este artículo es que la adopción de tecnologías modernas, en referencia al cambio tecnológico con sesgo de rutina en general (y a la robotización en particular), tiende a moderar la capacidad de respuesta cíclica del empleo a las fluctuaciones a corto plazo del producto, alterando en consecuencia el coeficiente de Okun. Sin embargo, dado que existen evidencias de una reacción asimétrica del empleo a las etapas de expansión y recesión, el efecto podría no ser uniforme en todas las fases del ciclo económico.

La investigación econométrica descrita en este artículo se basa en datos de panel que abarcan 35 países de la OCDE y el periodo de 1996 a 2020. A fin de comprobar la robustez, se han aplicado cuatro métodos distintos de estimación de datos de panel adecuados para la estimación de variables instrumentales y se han estimado dos versiones de la ley de Okun. También se han utilizado cuatro estimadores diferentes: el estimador estándar de variables instrumentales (2SLS), el estimador GMM estándar, el estimador de máxima verosimilitud con información limitada (LIML) y el estimador GMM continuamente actualizado (CUE).

Independientemente del método aplicado, los resultados indican sistemáticamente tres conclusiones principales. En primer lugar, la influencia de la robotización en el coeficiente de Okun es asimétrica y depende de la fase del ciclo económico. En segundo lugar, la automatización atenúa el aumento del desempleo (y la reducción del empleo) durante las fases de contracción del ciclo económico, contribuyendo a la conservación del empleo durante las recesiones. Este resultado es novedoso y constituye una importante aportación al actual debate sobre el impacto de las nuevas tecnologías en los niveles de empleo. En tercer lugar, el efecto de conservación del empleo durante las etapas de recesión económica no va acompañado de una atenuación del fenómeno de la recuperación sin creación de empleo, ya que la robotización no influye en el coeficiente de Okun durante las fases de expansión. Este resultado plantea dudas sobre la universalidad de la conclusión de que la automatización y la consiguiente polarización de los mercados de trabajo subyacen al fenómeno observado de «recuperación sin creación de empleo».⁸

⁸ Véanse, por ejemplo, Jaimovich y Siu (2020) y los resultados opuestos en Graetz y Michaels (2018).

Además de enriquecer la bibliografía académica, los resultados de este estudio son interesantes para la formulación de políticas. Entre otras cosas, indican que las políticas fiscales y monetarias dirigidas a estabilizar el producto tendrán efectos dispares sobre la estabilidad del empleo según el grado de robotización.

Conflicto de intereses

Los autores declaran que no incurrir en ningún conflicto de intereses con respecto al presente artículo.

Bibliografía citada

- Acemoglu, Daron, y David Autor. 2011. «Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings». En *Handbook of Labor Economics*, vol. 4, parte B, editado por David Card y Orley Ashenfelter, 1043-1171. Amsterdam: North Holland.
- Acemoglu, Daron, Hans R.A. Koster y Ceren Ozgen. 2023. «Robots and Workers: Evidence from the Netherlands». NBER Working Paper No. 31009. Cambridge (Estados Unidos): National Bureau of Economic Research.
- Acemoglu, Daron, Claire Lelarge y Pascual Restrepo. 2020. «Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France». *AEA Papers and Proceedings* 110 (mayo): 383-388. <https://doi.org/10.1257/pandp.20201003>.
- Acemoglu, Daron, y Pascual Restrepo. 2019. «Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor». *Journal of Economic Perspectives* 33 (2): 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>.
- 2022. «Demographics and Automation». *Review of Economic Studies* 89 (1): 1-44. <https://doi.org/10.1093/restud/rdab031>.
- Aghion, Philippe, y Peter Howitt. 1992. «A Model of Growth through Creative Destruction». *Econometrica* 60 (2): 323-351. <https://doi.org/10.2307/2951599>.
- Aghion, Philippe, y Gilles Saint-Paul. 1998. «Virtues of Bad Times: Interaction between Productivity Growth and Economic Fluctuations». *Macroeconomic Dynamics* 2 (3): 322-344. <https://doi.org/10.1017/S1365100598008025>.
- Aguiar-Conraria, Luís, Manuel M.F. Martins y Maria Joana Soares. 2020. «Okun's Law across Time and Frequencies». *Journal of Economic Dynamics and Control* 116 (julio): Artículo núm. 103897. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2020.103897>.
- An, Zidong, Laurence Ball, Joao Jalles y Prakash Loungani. 2019. «Do IMF Forecasts Respect Okun's Law? Evidence for Advanced and Developing Economies». *International Journal of Forecasting* 35 (3): 1131-1142. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.03.001>.
- An, Zidong, John C. Bluedorn y Gabriele Ciminelli. 2021. «Okun's Law, Development, and Demographics: Differences in the Cyclical Sensitivities of Unemployment across Economy and Worker Groups». IMF Working Paper No. 21/270. Washington: Fondo Monetario Internacional.
- Anghel, Brindusa, Sara de la Rica y Aitor Lacuesta. 2013. «Employment Polarisation in Spain over the Course of the 1997–2012 Cycle». Documento de Trabajo N.º 1321. Madrid: Banco de España.
- Autor, David H., y David Dorn. 2013. «The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market». *American Economic Review* 103 (5): 1553-1597. <https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>.

- Autor, David H., Frank Levy y Richard J. Murnane. 2003. «The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration». *Quarterly Journal of Economics* 118 (4): 1279-1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>.
- Autor, David, y Anna Salomons. 2018. «Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share». *Brookings Papers on Economic Activity* (primavera): 1-63.
- Ball, Laurence, Davide Furceri, Daniel Leigh y Prakash Loungani. 2019. «Does One Law Fit All? Cross-Country Evidence on Okun's Law». *Open Economies Review* 30 (5): 841-874. <https://doi.org/10.1007/s11079-019-09549-3>.
- Ball, Laurence, Daniel Leigh y Prakash Loungani. 2017. «Okun's Law: Fit at 50?». *Journal of Money, Credit and Banking* 49 (7): 1413-1441. <https://doi.org/10.1111/jmcb.12420>.
- Ballestar, María Teresa, Ángel Díaz-Chao, Jorge Sainz y Joan Torrent-Sellens. 2021. «Impact of Robotics on Manufacturing: A Longitudinal Machine Learning Perspective». *Technological Forecasting and Social Change* 162 (enero): Artículo núm. 120348. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120348>.
- Ballestar, María Teresa, Aida García-Lazaro, Jorge Sainz e Ismael Sanz. 2022. «Why Is Your Company Not Robotic? The Technology and Human Capital Needed by Firms to Become Robotic». *Journal of Business Research* 142 (marzo): 328-343. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.12.061>.
- Bäurle, Gregor, Sarah M. Lein y Elizabeth Steiner. 2021. «Employment Adjustment and Financial Tightness: Evidence from Firm-Level Data». *Journal of International Money and Finance* 115 (julio): Artículo núm. 102358. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2021.102358>.
- Berger, Tino, Gerdie Everaert y Hauke Vierke. 2016. «Testing for Time Variation in an Unobserved Components Model for the U.S. Economy». *Journal of Economic Dynamics and Control* 69 (agosto): 179-208. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2016.05.017>.
- Bertschek, Irene, Michael Polder y Patrick Schulte. 2019. «ICT and Resilience in Times of Crisis: Evidence from Cross-Country Micro Moments Data». *Economics of Innovation and New Technology* 28 (8): 759-774. <https://doi.org/10.1080/10438599.2018.1557417>.
- Bonfiglioli, Alessandra, Rosario Crinò, Harald Fadinger y Gino Gancia. 2022. «Robot Imports and Firm-Level Outcomes». CEPR Discussion Paper No. 14593. París y Londres: CEPR Press.
- Brynjolfsson, Erik, y Andrew McAfee. 2014. *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. Nueva York: W.W. Norton.
- Burger, John D., y Jeremy S. Schwartz. 2018. «Jobless Recoveries: Stagnation or Structural Change?». *Economic Inquiry* 56 (2): 709-723. <https://doi.org/10.1111/ecin.12535>.
- Caballero, Ricardo J., y Mohamad L. Hammour. 1994. «The Cleansing Effect of Recessions». *American Economic Review* 84 (5): 1350-1368.
- Chung, John, e Yong Suk Lee. 2023. «The Evolving Impact of Robots on Jobs». *Industrial and Labor Relations Review* 76 (2): 290-319. <https://doi.org/10.1177/00197939221137822>.
- Copestake, Alexander, Julia Estefania-Flores y Davide Furceri. 2022. «Digitalization and Resilience». IMF Working Paper No. 22/210. Washington: Fondo Monetario Internacional.
- Cortes, Guido Matias, Nir Jaimovich, Christopher J. Nekarda y Henry E. Siu. 2020. «The Dynamics of Disappearing Routine Jobs: A Flows Approach». *Labour Economics* 65 (agosto): Artículo núm. 101823. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101823>.
- Crivelli, Ernesto, Davide Furceri y Joël Toujas-Bernaté. 2012. «Can Policies Affect Employment Intensity of Growth? A Cross-Country Analysis». IMF Working Paper No. 12/218. Washington: Fondo Monetario Internacional.

- Damiani, Mirella, Fabrizio Pompei y Alfred Kleinknecht. 2023. «Robots, Skills and Temporary Jobs: Evidence from Six European Countries». *Industry and Innovation* 30 (8): 1060-1109. <https://doi.org/10.1080/13662716.2022.2156851>.
- Dao, Mai Chi, Mitali Das, Zsoka Koczan y Wicheng Lian. 2017. «Why Is Labor Receiving a Smaller Share of Global Income? Theory and Empirical Evidence». IMF Working Paper No. 17/169. Washington: Fondo Monetario Internacional.
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Südekum y Nicole Woessner. 2017. «German Robots: The Impact of Industrial Robots on Workers». CEPR Discussion Paper No. 12306. París y Londres: CEPR Press.
- De Vries, Gaaitzen J., Elisabetta Gentile, Sébastien Miroudot y Konstantin M. Wacker. 2020. «The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs». *Labour Economics* 66 (octubre): Artículo núm. 101885. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101885>.
- Donayre, Luiggi. 2022. «On the Behavior of Okun's Law across Business Cycles». *Economic Modelling* 112 (julio): Artículo núm. 105858. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2022.105858>.
- Ebeke, Christian H., y Kodjovi M. Eklou. 2023. «Automation and the Employment Elasticity of Fiscal Policy». *Journal of Macroeconomics* 75 (marzo): Artículo núm. 103502. <https://doi.org/10.1016/j.jmacro.2023.103502>.
- Farole, Thomas, Esteban Ferro y Veronica Michel Gutierrez. 2017. «Job Creation in the Private Sector: An Exploratory Assessment of Patterns and Determinants at the Macro, Sector, and Firm Levels». Jobs Working Paper No. 5. Washington: Banco Mundial.
- Fernández-Macías, Enrique, David Klenert y José-Ignacio Antón. 2021. «Not So Disruptive Yet? Characteristics, Distribution and Determinants of Robots in Europe». *Structural Change and Economic Dynamics* 58 (septiembre): 76-89. <https://doi.org/10.1016/j.strueco.2021.03.010>.
- Foote, Christopher L., y Richard W. Ryan. 2014. «Labor-Market Polarization over the Business Cycle». *NBER Macroeconomics Annual* 29 (enero): 371-413. <https://doi.org/10.1086/680656>.
- Frey, Carl Benedikt, y Michael A. Osborne. 2017. «The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?». *Technological Forecasting and Social Change* 114 (enero): 254-280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>.
- Gal, Peter, Giuseppe Nicoletti, Theodore Renault, Stéphane Sorbe y Christina Timiliotis. 2019. «Digitalisation and Productivity: In Search of the Holy Grail – Firm-Level Empirical Evidence from EU Countries». OECD Economics Department Working Papers, No. 1533. París: OCDE.
- Gelfer, Sacha. 2020. «Re-Evaluating Okun's Law: Why All Recessions and Recoveries Are "Different"». *Economics Letters* 196 (noviembre): Artículo núm. 109497. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2020.109497>.
- Goos, Maarten, Alan Manning y Anna Salomons. 2009. «Job Polarization in Europe». *American Economic Review* 99 (2): 58-63. <https://doi.org/10.1257/aer.99.2.58>.
- 2014. «Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring». *American Economic Review* 104 (8): 2509-2526. <https://doi.org/10.1257/aer.104.8.2509>.
- Graetz, Georg, y Guy Michaels. 2018. «Robots at Work». *Review of Economics and Statistics* 100 (5): 753-768. https://doi.org/10.1162/rest_a_00754.
- Grant, Angelia L. 2018. «The Great Recession and Okun's Law». *Economic Modelling* 69 (enero): 291-300. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.10.002>.

- Hahn, Jinyong, Jerry Hausman y Guido Kuersteiner. 2004. «Estimation with Weak Instruments: Accuracy of Higher-Order Bias and MSE Approximations». *Econometrics Journal* 7 (1): 272-306. <https://doi.org/10.1111/j.1368-423X.2004.00131.x>.
- Hansen, Lars Peter, John Heaton y Amir Yaron. 1996. «Finite-Sample Properties of Some Alternative GMM Estimators». *Journal of Business & Economic Statistics* 14 (3): 262-280. <https://doi.org/10.2307/1392442>.
- Hershbein, Brad, y Lisa B. Kahn. 2018. «Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings». *American Economic Review* 108 (7): 1737-1772. <https://doi.org/10.1257/aer.20161570>.
- Jaimovich, Nir, y Henry E. Siu. 2020. «Job Polarization and Jobless Recoveries». *Review of Economics and Statistics* 102 (1): 129-147. https://doi.org/10.1162/rest_a_00875.
- Kamble, Sachin S., Angappa Gunasekaran y Rohit Sharma. 2018. «Analysis of the Driving and Dependence Power of Barriers to Adopt Industry 4.0 in Indian Manufacturing Industry». *Computers in Industry* 101 (octubre): 107-119. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.06.004>.
- Koch, Michael, Ilya Manuylov y Marcel Smolka. 2021. «Robots and Firms». *Economic Journal* 131 (638): 2553-2584. <https://doi.org/10.1093/ej/ueab009>.
- Kolokotronis, Thomas, James H. Stock y Christopher D. Walker. 2024. «Is Newey-West Optimal among First-Order Kernels?». *Journal of Econometrics* 240 (2): Artículo núm. 105399. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2022.12.013>.
- Lin, Tsu-Ting Tim, y Charles L. Weise. 2019. «A New Keynesian Model with Robots: Implications for Business Cycles and Monetary Policy». *Atlantic Economic Journal* 47 (1): 81-101. <https://doi.org/10.1007/s11293-019-09613-w>.
- MacKinnon, James G., Morten Ørregaard Nielsen y Matthew D. Webb. 2023. «Cluster-Robust Inference: A Guide to Empirical Practice». *Journal of Econometrics* 232 (2): 272-299. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2022.04.001>.
- Nebot, César, Arielle Beyaert y José García-Solanes. 2019. «New Insights into the Nonlinearity of Okun's Law». *Economic Modelling* 82 (noviembre): 202-210. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.01.005>.
- Newey, Whitney K., y Kenneth D. West. 1987. «A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix». *Econometrica* 55 (3): 703-708. <https://doi.org/10.2307/1913610>.
- OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos). 2017. *OECD Science, Technology and Industry Scoreboard 2017: The Digital Transformation*. París.
- Owyang, Michael T., y Tatevik Sekhposyan. 2012. «Okun's Law over the Business Cycle: Was the Great Recession All That Different?». *Federal Reserve Bank of St. Louis Review* 94 (5): 399-418.
- Papaioannou, Sotiris K. 2023. «ICT and Economic Resilience: Evidence from the COVID-19 Pandemic». *Economic Modelling* 128 (noviembre): Artículo núm. 106500. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2023.106500>.
- Presidente, Giorgio. 2023. «Institutions, Holdup, and Automation». *Industrial and Corporate Change* 32 (4): 831-847. <https://doi.org/10.1093/icc/dtac060>.
- Raj, Alok, Gourav Dwivedi, Ankit Sharma, Ana Beatriz Lopes de Sousa Jabbour y Sonu Rajak. 2020. «Barriers to the Adoption of Industry 4.0 Technologies in the Manufacturing Sector: An Inter-Country Comparative Perspective». *International Journal of Production Economics* 224 (junio): Artículo núm. 107546. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107546>.

- Ravn, Morten O., y Harald Uhlig. 2002. «On Adjusting the Hodrick-Prescott Filter for the Frequency of Observations». *Review of Economics and Statistics* 84 (2): 371-376. <https://doi.org/10.1162/003465302317411604>.
- Reijnders, Laurie S.M., y Gaaitzen J. de Vries. 2018. «Technology, Offshoring and the Rise of Non-Routine Jobs». *Journal of Development Economics* 135 (noviembre): 412-432. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2018.08.009>.
- Riley, Shawn M., Steven C. Michael y Joseph T. Mahoney. 2017. «Human Capital Matters: Market Valuation of Firm Investments in Training and the Role of Complementary Assets». *Strategic Management Journal* 38 (9): 1895-1914. <https://doi.org/10.1002/smj.2631>.
- Staiger, Douglas, y James H. Stock. 1997. «Instrumental Variables Regression with Weak Instruments». *Econometrica* 65 (3): 557-586. <https://doi.org/10.2307/2171753>.
- Tang, Chengjian, Keqi Huang y Qiren Liu. 2021. «Robots and Skill-Biased Development in Employment Structure: Evidence from China». *Economics Letters* 205 (agosto): Artículo núm. 109960. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2021.109960>.
- Verdugo, Gregory, y Guillaume Allègre. 2020. «Labour Force Participation and Job Polarization: Evidence from Europe during the Great Recession». *Labour Economics* 66 (octubre): Artículo núm. 101881. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101881>.
- Vivarelli, Marco. 2014. «Innovation, Employment and Skills in Advanced and Developing Countries: A Survey of Economic Literature». *Journal of Economic Issues* 48 (1): 123-154. <https://doi.org/10.2753/JEI0021-3624480106>.

