



**Jose Ignacio López Sánchez**  
Universidad Complutense de Madrid  
✉ jilopez@ucm.es

# Automation and inequality: does a relation exist<sup>1</sup>?

## Automatización y desigualdad: ¿existe relación?

### I. INTRODUCTION

The term *automation anxiety*, which is, the fear of being replaced by a robot in the workplace, while it may seem something typical of our time, is far from being a novel concept. On the contrary, it is a cyclical phenomenon (Bassett and Roberts, 2019), that emerges periodically in public debate. In fact, we can go back to the early 19th century, when the Luddites, a group led mainly by textile workers, opposed the mechanization of their industry on the grounds that it threatened their jobs. Nowadays, perhaps the origin of the debate can be found in the seminal work of Autor, Levy and Murnane (2003), but it was in 2013, when Frey and Osborne published the first version of their famous article "The Future of Employment" (Frey and Osborne, 2017), that the debate was significantly revived. In this paper, it was argued that around 47% of jobs in the United States were at risk due to automation, although, as one of the authors himself points out, this figure does not correspond to the jobs that will actually be automated, as this depends on a large number of factors such as regulatory aspects, political issues or social pressure (The Economist, 2019). Even so, the incorrect interpretation of this paper continues to be widely circulated through the media, leading to alarm among certain sectors of society. In the same vein, one of the most recent works, widely cited by both the media and academia (Acemoglu and Restrepo, 2020: 2188) concludes that, in the case of the United States, "one more robot per thousand workers reduces the employment-to-population ratio by 0.2 percentage points and wages by 0.42%".

However, there are alternative visions too. Arntz, Gregory and Zierahn (2016), after analyzing 21 OECD countries, conclude that automation



**Jose Luis Arroyo Barrigüete**  
Universidad Pontificia Comillas  
✉ jlarroyo@comillas.edu



**Tomás Curto González**  
Universidad Pontificia Comillas  
✉ tcurto@icade.comillas.edu



### EXECUTIVE SUMMARY

Using a sample of 33 European countries in the period 2000-2016, this paper analyses the relationship between economic inequality, measured by the Gini index, and the automation level, evaluated according to the number of robots per 10,000 workers. Using a panel data approach, the conclusion is that higher levels of automation lead to a reduction in inequality in the medium term. The explanation for this phenomenon can be found in the fact that automation increases wealth in the country, which can be used by governments to reduce inequality through redistributive policies. Because of the limitations of this paper, which does not include many effects relevant to explaining inequality, this result should be considered only as a starting point for further research. However, it does give us an indication that the relationship between inequality and the level of automation is far from obvious.

### RESUMEN DEL ARTÍCULO

En este artículo se analiza, para una muestra de 33 países europeos en el periodo 2000-2016, la relación existente entre los niveles de desigualdad, medidos según el índice de Gini, y el nivel de robotización, evaluado según la densidad de robots por cada 10.000 trabajadores. Utilizando un enfoque de datos de panel, la conclusión es que mayores niveles de automatización llevan a una reducción de la desigualdad a medio plazo. La explicación a este fenómeno puede encontrarse en el hecho de que el aumento de la robotización genera una mayor riqueza en el país, que puede ser utilizada por los gobiernos para reducir la desigualdad a través de políticas redistributivas. Dadas las limitaciones de este trabajo, que no incluye muchos efectos relevantes a fin de explicar la desigualdad, este resultado debe considerarse únicamente como el punto de partida para investigaciones posteriores. No obstante, sí nos da una indicación de que la relación entre desigualdad y nivel de robotización dista de ser obvia.

is unlikely to destroy a large number of jobs, although they clarify that low-skilled workers are likely to be the most affected by this process. Similarly, Mishel and Bivens (2017: 1), who explicitly refer to the work of Acemoglu and Restrepo<sup>2</sup>, assert that "automation has led to job displacements in particular occupations and industries in the past, but there is no basis for claiming that automation has led—or will lead—to increased joblessness, unemployment, or wage stagnation overall", because according to these authors, the root of the problems in the labor market lies in certain political decisions related to globalization, collective bargaining or labor standards, not technology. As pointed out by López-Sánchez, Grau Ruiz and Sánchez-Uran Azaña (2019), countries with a higher density of robots per worker generally have a lower unemployment rate, and there is some evidence relating greater competitiveness to greater robotization (López-Sánchez, Arroyo-Barrigüete and Morales-Contreras, 2018).

150

***The term automation anxiety, which is, the fear of being replaced by a robot in the workplace...***

**2. SKILL BIAS AND INEQUALITY**

What much of the academic community seems to agree on is that automation will increase the relative demand for skilled labor while reducing the demand for low-skilled labor. Acemoglu (2002) and Hornstein, Krusell and Violante (2005) among others, point out that technological change is inherently *skill-biased*<sup>3</sup>, attributing the growth of income inequality to technological shocks. More recently, Kuzmenko and Roienko (2017) concluded that under the influence of the fourth industrial revolution, inequalities will grow rapidly in some countries such as Spain, France and the United Kingdom, as new technologies tend to complement the highly skilled workers and replace the low skilled ones. In the specific case of robots, several authors argue that while automation has the potential to increase economic prosperity, it can also increase wage inequality, and education must be enhanced to reduce this negative effect (Lankisch, Prettnner and Prskawetz, 2019). In fact, Kaltenberg and Foster-McGregor (2020: 25), analyzing a sample of 10 European countries in the period 2002-2014, conclude that "rising inequality within European countries is largely explained by automation". This concern about the increasing inequality resulting from automation has led to propose several solutions, being perhaps the most striking the taxation of robots, defended, among others, by the founder

of Microsoft, Bill Gates. The underlying logic is that the tax system should be neutral between robots and human workers, in the sense that automation should not lead to a reduction in tax revenue, so changes should be made to it. In this sense, it has been proposed to increase taxes on corporations and/or reduce their tax deductions (Abbott and Bogenschneider, 2018), to increase taxes on highest incomes or capital, to establish a universal income, or a combination of several of them (Guerreiro, Rebelo and Teles, 2019).

Therefore, the key issue is whether the increase in automation will actually result in an inevitable growth in inequality and other problems that are difficult to solve, or, in contrary, the potential negative effects of this process can be mitigated. Academics such as Brynjolfsson and McAfee (2011: 45-48) are openly optimistic about this: "we clearly are not pessimists about technology and its impacts [...]. The twists and disruptions will not always be easy to navigate. But we are confident that most of these changes will be beneficial ones, and that we and our world will prosper on the digital frontier". This vision seems to be shared by much of the academic community. According to the results of the IGM Economic Experts Panel (2017), made up of 42 academics specializing in economics, when asked whether, in the absence of changes in the labor market, automation would lead to higher levels of long-term unemployment in developed countries<sup>4</sup>, 38% agreed or strongly agreed, while 29% said there was uncertainty in this regard. On the other hand, when asked whether the benefits of automation could offset the loss of jobs<sup>5</sup>, the percentage that agreed or strongly agreed was 78%. Therefore, there is no clear negative position in academia regarding the impact of the automation process. Certainly, beyond technological change, there are many other factors that explain the levels of inequality, from international trade, especially with low-wage countries, the erosion of labor institutions or certain public policies (see Dabla-Norris et al, 2015).

#### KEYWORDS

automation, inequality, Gini index, redistributive policies, panel data analysis.

#### PALABRAS CLAVE

Robotización, desigualdad, índice de Gini, políticas redistributivas, análisis de datos de panel.

### 3. A SIMPLE EXERCISE

In order to determine the extent to which a dependency can be established between the level of robotization and inequality, as measured by the Gini index, a simple exercise has been carried out to determine the possible relationship between the two variables, which have been operationalized as follows:

- **Inequality:** Gini index. The data has been obtained from the



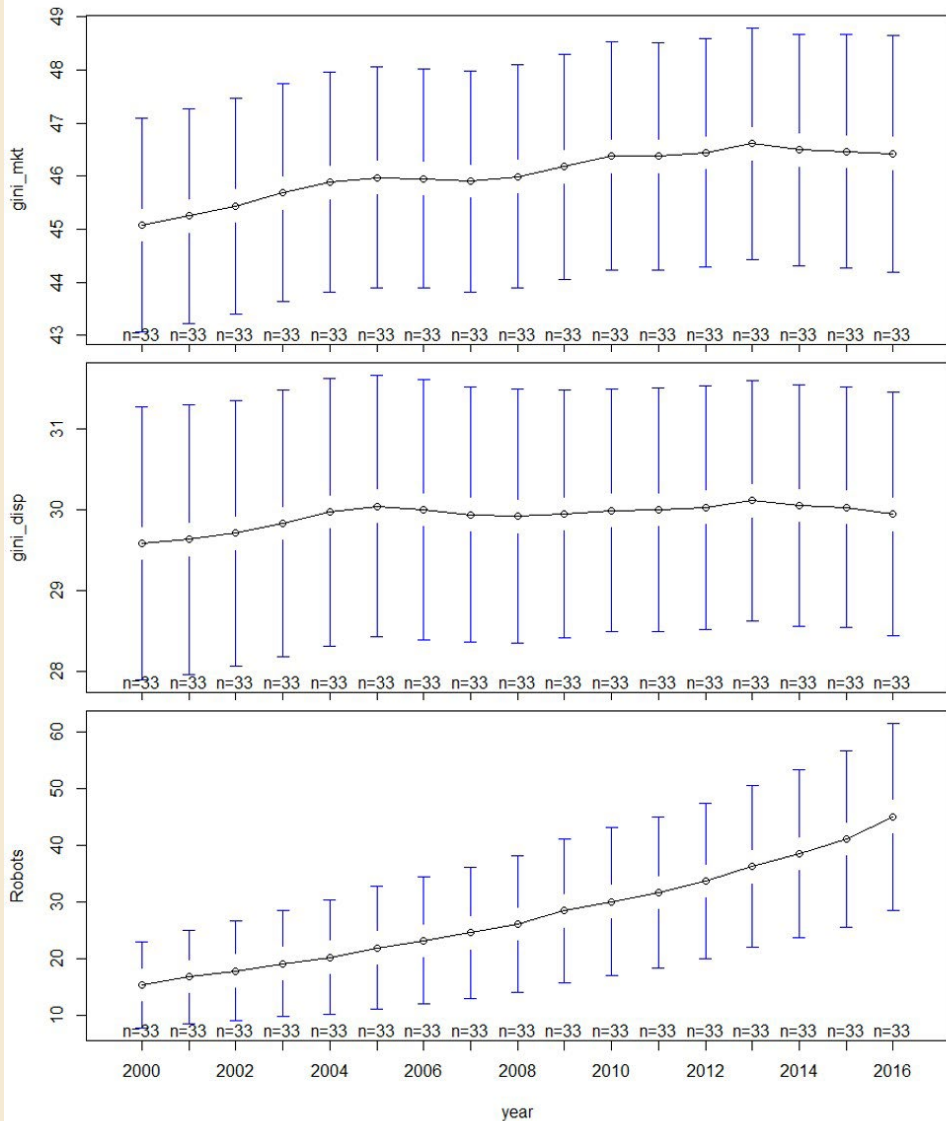
- Standardized World Income Inequality Database of Harvard University (Solt, 2019), which estimates the Gini index based on hundreds of different sources, including the OECD Income Distribution Database, the World Bank and Eurostat, harmonizing the results according to the Luxembourg Income Study. This database provides diverse information, focusing on this work on two of the indices it provides: `gini_disp`, Gini index of inequality in equivalized household disposable (post-tax, post-transfer), and `gini_mkt`, Gini index of inequality in equivalized household market (pre-tax, pre-transfer).
- Robotization level: density of robots per 10,000 employees in the industrial sector (`density_robots`). The usual definition in the literature has been adopted, i.e. robots per 10,000 employees. However, since the vast majority of robots are concentrated in the industrial sector (secondary sector)<sup>6</sup>, we have considered the number of employees in that sector. Data on the operating stock of robots comes from the International Federation of Robotics (2017), while information on employees in the industrial sector has been obtained from the International Labour Organization (2019).

Information has been obtained from 33 European countries<sup>7</sup>, carrying out a cluster analysis of the time series corresponding to the density of robots, in order to qualitatively identify patterns. Then, panel data analysis has been developed following the Arellano-Bover/Blundell-Bond procedure. We are aware that the enormous simplicity of this approach limits the possibility of generalizing the results. Nevertheless, in our opinion this is an interesting starting point for further research, incorporating all those variables known to affect inequality.

#### 4. PRELIMINARY ANALYSIS

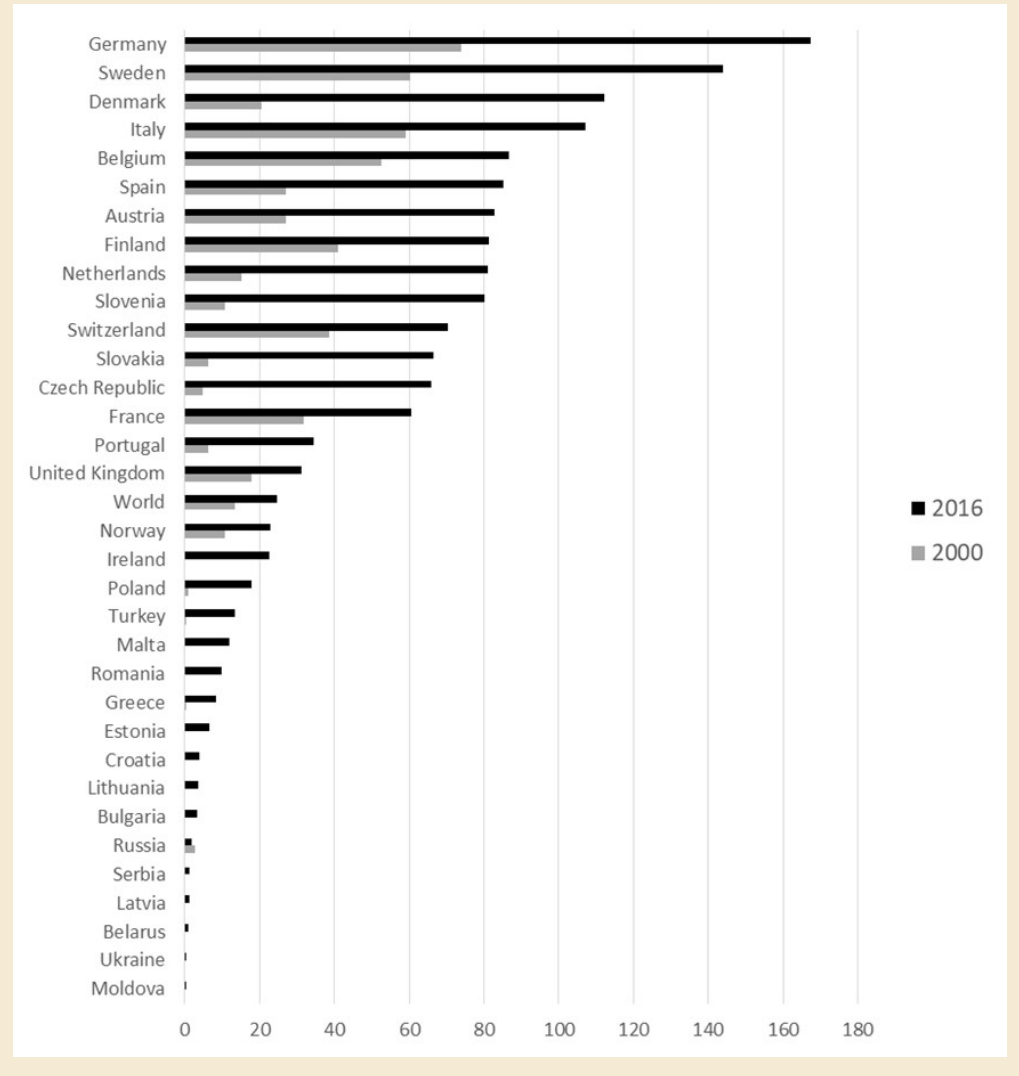
First of all, it is interesting to analyze graphically the evolution of the variables considered. As it can be observed in **Figure 1**, which computes the average values for the 33 countries considered, including the 95% confidence intervals, a visual inspection does not seem to reveal a strong association between robot density and inequality index. While there is a strong positive trend in the number of robots per 10,000 employees in the industrial sector, the growth in inequality seems much more moderate, especially if we consider the Gini index after transfers and taxes.

Figure 1. **Medía del índice de Gini antes de impuestos y transferencias (gini\_mkt), después de impuestos y transferencias (gini\_disp) y densidad de robots para los 33 países considerados**



Regarding automation level, **Figure 2** shows the comparison of the 33 countries, as well as the global average, differentiating the data for 2000 and 2016. As it can be seen, there are important differences between countries, but there has been a notable increase in robots' density in almost all of countries during the considered period.

Figure 2. Robot density for the 33 countries (2000Vs 2016)



154

However, we can go a little deeper before proceeding into the main analysis of this work. On the set of the 33 time series, a clustering on the robot density has been carried out, to determine similar patterns of automation using the Chouakria-Douzal and Nagabhusan index (Chouakria-Douzal and Nagabhusan, 2007), in order to calculate distances. As shown in **figure 3**, we can identify two very different groups of countries, the first one (cluster 1), in which Spain is located, is formed by 10 countries with a high penetration of robots and strong

growth of it (**figure 4**). The second group (cluster 2) is characterized by a significantly lower penetration and growth.

Figure 3. Dendrogram for the time series of robot density

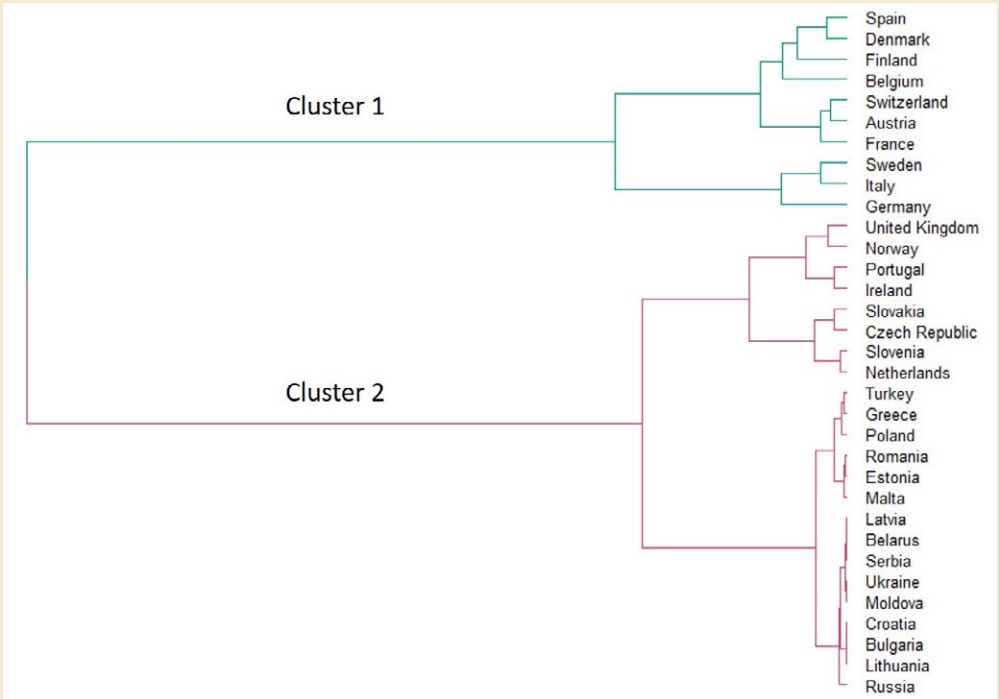
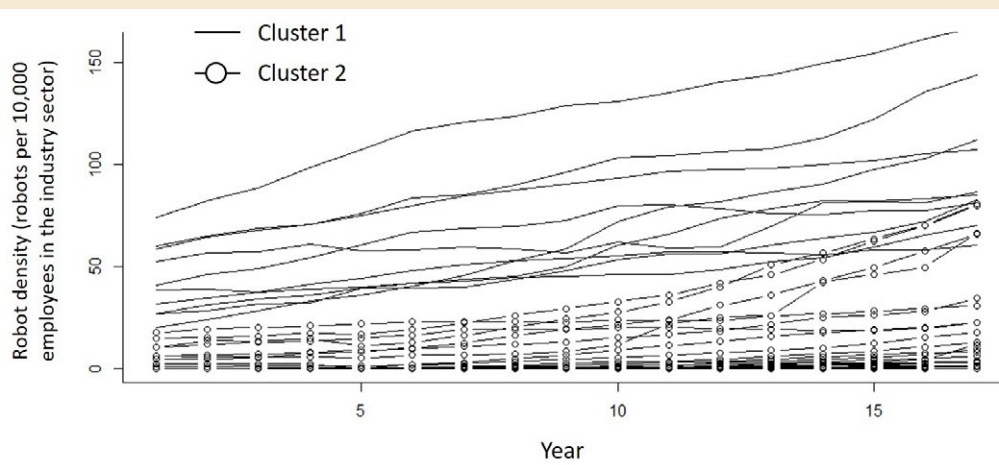


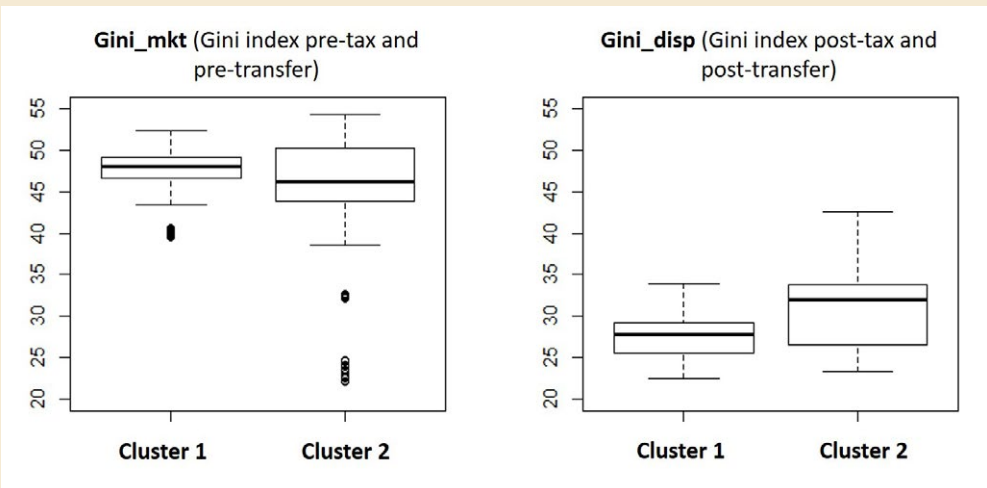
Figure 4. Time series corresponding to the robot's density in the 33 countries, indicating the corresponding cluster





This simple analysis already allows us to observe that, qualitatively, the countries corresponding to cluster 1 (high automation level) do not seem to be those with the most serious inequality problems. In fact, drawing the boxplot for both groups of countries (Figure 5) shows the opposite: while inequality before taxes and transfers (*gini\_mkt*) seems slightly higher in cluster 1 countries, once we consider inequality after taxes and transfers (*gini\_disp*), this group of countries seems to have lower levels of income inequality. This is a first indication that, in line with the majority opinion of the IGM panel of experts, high levels of robotization generate benefits that can be used by governments precisely to reduce inequality.

Figure 5. **Boxplot for the Gini indices, distinguishing between cluster 1 and cluster 2**



**5. PANEL DATA ANALYSIS**

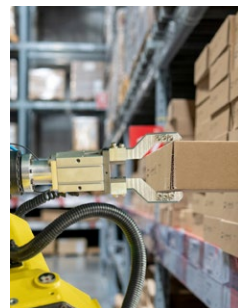
Once this initial analysis was performed, the detailed analysis of all the information was carried out, considering a panel data approach. First, the relationship between *gini\_mkt* and *density\_robots* has been considered. The results (see **Annex 1**) show that the Gini index before taxes and transfers shows a strong dependence on its own values in the two previous years, which is otherwise to be expected. However, there does not seem to be a strong relationship with the automation level, either in the period considered or in previous years. Nevertheless, it is much more interesting to analyze this relationship

for the Gini index after taxes and transfers, that is, taking into account the redistributive policies of the different countries. The results (see **Annex 2**) show that, as in the previous case, the Gini index after taxes and transfers shows a strong dependence on its own values in the two previous years. In relation to the effect of the variable `density_robots`, only the variable with delay 3 is significant, but presents a negative sign. This result indicates that an increase in the density of robots produces a decrease in inequality after three years.

## 6. CONCLUSIONS

As we mentioned, 78% of the academics consulted in the IGM Economic Experts Panel (2017), agreed or strongly agreed with the statement that robots in advanced countries is likely to create benefits large enough that they could be used to compensate those workers who are substantially negatively affected for their lost wages. Our results coincide with this majority opinion. First, there is weak evidence showing that an increase in automation generates, in the short term, an increase in inequality before taxes and transfers, and a decrease in the medium term. In terms of inequality after taxes and transfers, there seems to be evidence that a higher density of robots generates lower levels of inequality in the medium term. This could be interpreted in the sense that benefits derived from automation are being employed by governments in redistributive policies that reduce inequality. This is exactly what the IGM's panel of experts is proposing. It seems, therefore, that an appropriate combination of automation, an otherwise unstoppable process, combined with appropriate redistributive policies, not only does not generate negative effects on the economy and society, but also could be an effective strategy for reducing inequality levels. Returning to the considerations mentioned in the introduction, this is consistent with some of the economic proposals put forward by various authors, suggesting modifications to the tax system to ensure its neutrality between robots and human workers, thus avoiding a reduction in tax revenue.

These results cannot be considered conclusive, mainly for two factors: a small number of countries, all of them from Europe, have been analyzed, and the model is extremely simple, that is, it does not consider other important sources of inequality. This is only a very preliminary exercise that will serve as a basis for subsequent work, in which other variables whose impact may be relevant will be included,



such as international trade, which together with technological change is undoubtedly a critical aspect<sup>8</sup>.

Nonetheless, it is an interesting result for two reasons. First, it seems to rule out the idea that the impact of automation on inequality is so great that it cannot be compensated. Either because of the presence of other factors of confusion not included in the analysis, or because of the redistributive policies of the different countries, the truth is that it cannot be said that, in the sample considered, higher levels of automation necessarily lead to higher levels of inequality, especially in the medium and long term. In fact, our results point precisely in the opposite direction. Secondly, this work constitutes a basis for developing new research that, with a similar focus, will enrich the analysis by incorporating a larger sample and new variables, such as international trade, financial globalization, labor market flexibility or level of education, capable of gathering additional effects that are also relevant for the purpose of explaining inequality. Additionally, and starting from a larger sample, it would also be interesting to establish distinctions between groups of countries with relatively similar behaviors, integrating into the study the cluster analysis of the different series.



## REFERENCES

- Abbott, R. and Bogenschneider, B. (2018). Should robots pay taxes: Tax policy in the age of automation. *Harvard Law & Policy Review*, 12(1), 145-175.
- Acemoglu, D. (2002). Technical Change, Inequality and the Labor Market. *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7-72.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244. <http://dx.doi.org/10.1086/705716>
- Arntz, M., Gregory, T. and Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries. OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189. <https://doi.org/10.1787/1815199X>
- Autor, D., Levy, F. and Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
- Bassett, C., and Roberts, B. (2019). Automation now and then: automation fevers, anxieties and utopias. *New Formations*, 98, 9-28. <https://doi.org/10.3898/NEWF:98.02.2019>
- Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2011). *Race against the machine: How the digital revolution is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy*. Lexington: Digital Frontier Press. eISBN 978-0-9847251-0-6
- Chouakria-Douzal, A. and Nagabhushan, P. N. (2007). Adaptive Dissimilarity Index for Measuring Time Series Proximity. *Advances in Data Analysis and Classification*, 1(1): 5-21. <https://doi.org/10.1007/s11634-006-0004-6>
- Dabla-Norris, M. E., Kochhar, M. K., Suphaphiphat, M. N., Ricka, M. F., and Tsounta, E. (2015). Causes and consequences of income inequality: A global perspective. *International Monetary Fund*. Available in <https://bit.ly/3jp8PjB>
- Frey, C. B. and Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological forecasting and social change*, 114, 254-280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Guerreiro, J., Rebelo, S. and Teles, P. (2019). Should robots be taxed?. *National Bureau of Economic Research. Working Paper 23806*. <http://www.nber.org/papers/w23806>
- Hornstein, A., Krusell, P. and Violante, G. L. (2005). The Effects of Technical Change on Labor Market Inequalities. In Aghion, P. y Durlauf, S. (eds.), "Handbook of Economic Growth", Vol. 1 capítulo 20, pp. 1275-1370. Elsevier.
- IGM Economic Experts Panel (2017). *Robots and Artificial Intelligence*. Recuperado de <http://www.igmchicago.org/surveys/robots-and-artificial-intelligence-2/>
- International Federation of Robotics (2017). *World Robotics: Industrial Robots 2017*. Technical report.
- International Labour Organization (2019). ILOSTAT database [database]. Disponible en <https://ilostat.ilo.org/data/>.
- Kaltenberg, M. and Foster-McGregor, N. (2020). The impact of automation on inequality across Europe (No. 009). Working paper #2020-009, Maastricht Economic and Social Research Institute on Innovation and Technology (MERIT). Available in <https://www.merit.unu.edu/publications/wppdf/2020/wp2020-009.pdf>
- Kuzmenko, O., and Roienko, V. (2017). Nowcasting income inequality in the context of the Fourth Industrial Revolution. *SocioEconomic Challenges*, 1(1), 5-12.
- Lankisch, C., Prettnner, K. and Prskawetz, A. (2019). How can robots affect wage inequality?. *Economic Modelling*, 81, 161-169. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.12.015>
- López-Sánchez, J. I., Arroyo-Barrigüete, J. L. and Morales-Contreras, M. (2018). The Industrial Robot Evolution in the World. A First Dendrogram for a Cluster Analysis. In Pons, J. L. (ed.) "Inclusive Robotics for a Better Society: Selected Papers from INBOTS Conference 2018", pp. 31-36. Springer. Cham.
- López-Sánchez, J. I., Grau Ruiz, M. A. and Sánchez-Urán Azaña, M. Y. (2019). The impact of robotics and computerization on the labour market: inclusive insight from a Law and Economics perspective. *Revista de Derecho Digital e Innovación - Digital Law and Innovation Review*, 3.
- Mishel, L. and Bivens, J. (2017). The zombie robot argument lurches on: There is no evidence that automation leads to joblessness or inequality. *Economic Policy Institute Working Papers*. <https://www.epi.org/files/pdf/126750.pdf>



Solt, F. (2019). The Standardized World Income Inequality Database, Version 8. <https://doi.org/10.7910/DVN/LM4OWF>, Harvard Dataverse.

The Economist (2019). Will a robot really take your job? Available in <https://www.economist.com/business/2019/06/27/will-a-robot-really-take-your-job>

Van Reenen, J. (2011). Wage inequality, technology and trade: 21st century evidence. *Labour economics*, 18(6), 730-741. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2011.05.006>

Violante, G. L. (2012). "Skill-biased Technical Change". En Durlauf S. N. and Blume L. E. (eds.) *The New Palgrave Dictionary of Economics*. Palgrave Macmillan, London

**NOTES**

1. This study was supported by the H2020 Topic ICT 28-2017, Inclusive Robotics for a better Society (INBOTs CSA EU project 780073)
2. Specifically, to an initial version published in 2017 (<https://www.nber.org/papers/w23285>)
3. Violante (2012) defines Skill-Biased Technical Change as "a shift in the production technology that favors skilled over unskilled labor by increasing its relative productivity and, therefore, its relative demand".
4. "Holding labor market institutions and job training fixed, rising use of robots and artificial intelligence is likely to increase substantially the number of workers in advanced countries who are unemployed for long periods".
5. "Rising use of robots and artificial intelligence in advanced countries is likely to create benefits large enough that they could be used to compensate those workers who are substantially negatively affected for their lost wages".
6. In the specific case of Europe, the automotive, metal and machinery, and plastics and chemical products sectors are leaders in robot's installation, with 29,000, 12,000 and 7,000 units respectively (<https://ifr.org/ifr-press-releases/news/facts-about-robots-europe>)
7. Austria, Belarus, Belgium, Bulgaria, Croatia, Czech Republic, Denmark, Estonia, Finland, France, Germany, Greece, Ireland, Italy, Latvia, Lithuania, Malta, Moldova, Netherlands, Norway, Poland, Portugal, Romania, Russia, Serbia, Slovakia, Slovenia, Spain, Sweden, Switzerland, Turkey, Ukraine and United Kingdom. The specific choice of these countries responds to a single criterion: all those for which the complete time series from 2000 to 2016 is available in the three variables.
8. As Van Reenen points out (2011: 740) "The changing labor market and its relationship to technology and trade will continue to be a major area of interest for economists"

**ANNEX**

**Annex 1: gini\_mkt panel analysis results**

Regarding the relationship between gini\_mkt and density\_robots, the included lags refer to the relationship between the dependent variable with itself or with the independent variable in a previous period. Thus, for example, density\_robots (lag 1), represents the impact that the density of robots from the previous year has on the gini index (gini\_mkt) in the current period. The results are shown in **table 1**. Following the recommendations of Benjamin et al (2018), we have considered a significance level of 99.5%, and, at that level, the density\_robots variable is not significant for any delay. In fact, even in the case of adopting a less demanding

criterion of 99% or 95%, it would still not be significant. That is, the variable *density\_robots* is not significant in any delay, so we would conclude the absence of relationship between both variables.

**Table 1. Relationship between *gini\_mkt* (inequality before taxes and transfers) and *density\_robots***

	COEF.	P-VALUE	WALD (CHI2)
<i>gini_mkt</i> (lag 1)	1.329	< 0.000	685.96 (P-value: <0.000)
<i>gini_mkt</i> (lag 2)	-0.482	< 0.000	
<i>density_robots</i>	0.022	0.103	
<i>density_robots</i> (lag 1)	-0.018	0.218	
<i>density_robots</i> (lag 3)	-0.016	0.097	
<i>density_robots</i> (lag 4)	0.017	0.213	

Annex 2: *gini\_disp* panel analysis results

**Table 2. Relationship between *gini\_disp* (inequality after taxes and transfers) and *density\_robots***

	COEF.	P-VALUE	WALD (CHI2)
<i>gini_disp</i> (lag 1)	1.383	< 0.000	2933 (P-value: <0.000)
<i>gini_disp</i> (lag 2)	-0.430	< 0.000	
<i>density_robots</i>	0.013	0.115	
<i>density_robots</i> (lag 1)	-0.028	0.070	
<i>density_robots</i> (lag 2)	0.024	0.049	
<i>density_robots</i> (lag 3)	-0.031	0.001	
<i>density_robots</i> (lag 4)	0.020	0.013	





**Jose Ignacio López Sánchez**  
Universidad Complutense de Madrid  
✉  
jilopez@ucm.es

# Automatización y desigualdad: ¿existe relación<sup>1</sup>?

**Automation and inequality: does a relation exist?**

## I. INTRODUCCIÓN

El término *automation anxiety*, esto es, el miedo a ser reemplazado por un robot en el puesto de trabajo, si bien puede parecer algo propio de nuestro tiempo, dista mucho de ser un concepto novedoso. Muy al contrario, se trata de un fenómeno cíclico (Bassett y Roberts, 2019), que surge periódicamente en el debate público. De hecho, podemos remontarnos hasta principios del siglo XIX, cuando los luditas, un grupo encabezado principalmente por artesanos textiles, se oponían a la mecanización de su industria aduciendo que amenazaba sus empleos. En la actualidad, quizá el origen del debate lo encontremos en el trabajo seminal de Autor, Levy y Murnane (2003), pero fue en 2013, momento en el que Frey y Osborne publicaron la primera versión de su famoso artículo “The Future of Employment” (Frey y Osborne, 2017), cuando dicho debate se avivó sensiblemente. En este trabajo se planteaba que en torno al 47% de los empleos en Estados Unidos se encontraban en riesgo debido a la automatización, si bien, tal y como uno de los propios autores señala, esta cifra no se corresponde con los empleos que serán realmente automatizados, en tanto que esto depende de un gran número de factores como aspectos regulatorios, cuestiones políticas o presión social (The Economist, 2019). Aun así, la interpretación incorrecta de este trabajo sigue circulando ampliamente en los medios de comunicación, lo que ha llevado a generar alarma entre determinados sectores de la sociedad. En esta misma línea, uno de los trabajos más recientes y que también ha sido ampliamente citado tanto por los medios de comunicación como en el ámbito académico (Acemoglu y Restrepo, 2020: 2188) concluye que, en el caso de Estados Unidos, “[un robot



**Jose Luis Arroyo Barrigüete**  
Universidad Pontificia Comillas  
✉  
jlarroyo@comillas.edu



**Tomás Curto González**  
Universidad Pontificia Comillas  
✉  
tcurto@icade.comillas.edu



### RESUMEN DEL ARTÍCULO

En este artículo se analiza, para una muestra de 33 países europeos en el periodo 2000-2016, la relación existente entre los niveles de desigualdad, medidos según el índice de Gini, y el nivel de robotización, evaluado según la densidad de robots por cada 10.000 trabajadores. Utilizando un enfoque de datos de panel, la conclusión es que mayores niveles de automatización llevan a una reducción de la desigualdad a medio plazo. La explicación a este fenómeno puede encontrarse en el hecho de que el aumento de la robotización genera una mayor riqueza en el país, que puede ser utilizada por los gobiernos para reducir la desigualdad a través de políticas redistributivas. Dadas las limitaciones de este trabajo, que no incluye muchos efectos relevantes a fin de explicar la desigualdad, este resultado debe considerarse únicamente como el punto de partida para investigaciones posteriores. No obstante, sí nos da una indicación de que la relación entre desigualdad y nivel de robotización dista de ser obvia.

### EXECUTIVE SUMMARY

Using a sample of 33 European countries in the period 2000-2016, this paper analyses the relationship between economic inequality, measured by the Gini index, and the automation level, evaluated according to the number of robots per 10,000 workers. Using a panel data approach, the conclusion is that higher levels of automation lead to a reduction in inequality in the medium term. The explanation for this phenomenon can be found in the fact that automation increases wealth in the country, which can be used by governments to reduce inequality through redistributive policies. Because of the limitations of this paper, which does not include many effects relevant to explaining inequality, this result should be considered only as a starting point for further research. However, it does give us an indication that the relationship between inequality and the level of automation is far from obvious.



más por cada mil trabajadores reduce la relación empleo-población en 0,2 puntos porcentuales y los salarios en un 0,42%”.

No obstante, también existen visiones alternativas. Arntz, Gregory y Zierahn (2016), tras analizar 21 países de la OECD, concluyen que es poco probable que la automatización destruya un elevado número de empleos, aunque matizan que es probable que los trabajadores poco cualificados sean los más afectados por dicho proceso. Del mismo modo, Mishel y Bivens (2017: 1), que se refieren explícitamente al trabajo de Acemoglu y Restrepo<sup>2</sup>, afirman que “[la automatización ha provocado desplazamientos de puestos de trabajo en determinadas ocupaciones e industrias en el pasado, pero no hay base para afirmar que la automatización ha provocado -o provocará- un aumento del desempleo, el paro o el estancamiento salarial en general]”, pues según señalan estos autores, la raíz de los problemas existentes en el mercado laboral está en determinadas decisiones políticas relacionadas con la globalización, la negociación colectiva o las normas laborales, no con la tecnología. Como señalan López-Sánchez, Grau Ruiz y Sánchez-Urán Azaña (2019) los países que tienen una mayor densidad de robots por trabajador, generalmente tienen una menor tasa de desempleo, y existen ciertas evidencias que relacionan mayor competitividad y mayor robotización (López-Sánchez, Arroyo-Barrigüete y Morales-Contreras, 2018).

**El término**  
***automation anxiety,***  
***esto es, el miedo a ser***  
***reemplazado por un***  
***robot en el puesto de***  
***trabajo...***

## 2. SESGO DE CUALIFICACIÓN Y DESIGUALDAD

En lo que sí parece coincidir gran parte de la comunidad académica es en el hecho de que la automatización incrementará la demanda relativa de mano de obra cualificada al tiempo que reducirá la demanda de la poco cualificada. Acemoglu (2002) y Hornstein, Krusell y Violante (2005) entre otros, apuntan que el cambio tecnológico está inherentemente sesgado por la habilidad (*skill-biased*<sup>3</sup>), atribuyendo el crecimiento de la desigualdad en los ingresos a shocks tecnológicos. Más recientemente, Kuzmenko y Roienko (2017) llegaron a la conclusión de que, bajo la influencia de la cuarta revolución industrial, las desigualdades crecerán rápidamente en algunos países como España, Francia y Reino Unido, a medida que las nuevas tecnologías tiendan a complementar a los trabajadores altamente cualificados y a sustituir a los poco cualificados. En el caso concreto de

los robots, diversos autores plantean que, si bien la automatización tiene el potencial de aumentar la prosperidad económica, también puede incrementar la desigualdad salarial, siendo necesario potenciar la educación para reducir este efecto negativo (Lankisch, Prettnner y Prskawetz, 2019). De hecho, Kaltenberg y Foster-McGregor (2020: 25), analizando una muestra de 10 países europeos en el periodo 2002-2014, concluyen que “[El aumento de la desigualdad dentro de los países europeos se explica en gran medida por la automatización]”. Esta preocupación por el incremento de la desigualdad derivado de la automatización ha llevado a proponer diversas soluciones, siendo quizá la más llamativa la imposición fiscal a los robots, defendida, entre otros, por el fundador de Microsoft, Bill Gates. La lógica subyacente es que el sistema fiscal debería ser neutral entre robots y trabajadores humanos, en el sentido de que la automatización no debería llevar a una reducción de los ingresos fiscales, de modo que se deberían introducir cambios en el mismo. En este sentido, se ha propuesto aumentar los impuestos a las corporaciones y/o reducir sus deducciones fiscales (Abbott y Bogenschneider, 2018), incrementar los impuestos a las rentas más altas o al capital, establecer una renta universal, o una combinación de varias de ellas (Guerreiro, Rebelo y Teles, 2019).

La cuestión es, por tanto, si realmente el aumento de automatización devendrá en un inevitable crecimiento de la desigualdad y otros problemas de difícil solución, o, por el contrario, los potenciales efectos negativos de este proceso, podrán mitigarse. Académicos de la talla de Brynjolfsson y McAfee (2011: 45-48) son abiertamente optimistas al respecto: “[claramente no somos pesimistas sobre la tecnología y sus impactos [...]. Los cambios no siempre serán fáciles de sortear. Pero confiamos en que la mayoría de estos cambios serán beneficiosos, y que nosotros y nuestro mundo prosperarán en la frontera digital]”. Y esta visión parece ser compartida por gran parte de la comunidad académica. De acuerdo a los resultados del IGM Economic Experts Panel (2017), formado por 42 académicos especialistas en economía, ante la pregunta de si, en ausencia de cambios en el mercado laboral la automatización llevará a mayores niveles de desempleo de larga duración en los países desarrollados<sup>4</sup>, el 38% se mostraban de acuerdo o muy de acuerdo, mientras que el 29% afirmaba que existía incertidumbre al respecto. Por otra parte, ante la pregunta de si los beneficios derivados de la automatización podrían compensar la pérdida de empleos y salarios<sup>5</sup>, el porcentaje que se

#### **PALABRAS CLAVE**

Robotización, desigualdad, índice de Gini, políticas redistributivas, análisis de datos de panel.

#### **KEYWORDS**

Automation, inequality, Gini index, redistributive policies, panel data analysis.

mostraba de acuerdo o muy de acuerdo ascendía al 78%. Por tanto, en el ámbito académico no existe una clara postura negativa respecto al impacto del proceso de automatización. Ciertamente, más allá del cambio tecnológico, existen muchos otros factores que explican los niveles de desigualdad, desde el comercio internacional, especialmente con países con bajos salarios, la erosión de instituciones laborales o determinadas políticas públicas (véase Dabla-Norris et al, 2015)

### 3. UN EJERCICIO SENCILLO

A fin de evaluar hasta qué punto puede establecerse una dependencia entre en nivel de robotización y la desigualdad, medida según el índice de Gini, se ha llevado a cabo un sencillo ejercicio para determinar la posible relación entre ambas variables, operativizadas del siguiente modo:

- Desigualdad: índice de Gini. Los datos se han obtenido de la *Standardized World Income Inequality Database* de la Universidad de Harvard (Solt, 2019), que estima el índice de Gini en base a cientos de fuentes diferentes, entre ellas la *OECD Income Distribution Database*, el *World Bank* y *Eurostat*, armonizando los resultados según el *Luxembourg Income Study*. Esta base de datos proporciona diversa información, centrándonos en este trabajo en dos de los índices que proporciona: *gini\_disp* (índice de Gini para ingresos disponibles del hogar después de impuestos y transferencias), y *gini\_mkt* (índice de Gini para ingresos disponibles del hogar antes de impuestos y transferencias)
- Nivel de robotización: densidad de robots por cada 10.000 empleados en el sector industrial (*densidad\_robots*). Se ha adoptado la definición habitual en la literatura, es decir, robots por cada 10.000 empleados. No obstante, dado que la amplísima mayoría de los robots se concentran en el sector industrial (sector secundario)<sup>6</sup>, se ha trabajado con el número de empleados en dicho sector. Los datos del stock operativo de robots proceden de la *International Federation of Robotics* (2017), mientras que la información sobre empleados en el sector industrial se ha obtenido de la *International Labour Organization* (2019)

Se ha obtenido información de 33 países europeos<sup>7</sup>, llevando a cabo un análisis clúster de las series temporales correspondientes



a la densidad de robots, a fin de identificar cualitativamente posibles patrones. A continuación, se ha desarrollado un análisis de los datos de panel siguiendo el procedimiento de Arellano-Bover/Blundell-Bond. Somos conscientes de que la enorme simplicidad de este enfoque limita la posibilidad de generalizar los resultados. No obstante, en nuestra opinión se trata de un punto de partida interesante para profundizar en futuras investigaciones, que incorporen todas aquellas variables que se sabe inciden en la desigualdad.

#### 4. ANÁLISIS PRELIMINAR

En primer lugar, resulta de interés analizar gráficamente la evolución de las variables consideradas. Como puede observarse en la **figura 1**, que computa los valores medios para los 33 países considerados incluyendo los intervalos de confianza al 95%, una inspección visual no parece revelar que existan fuertes asociaciones entre la densidad de robots y el índice de desigualdad. Mientras que se observa una fuerte tendencia positiva en el número de robots por cada 10.000 empleados en el sector industrial, el crecimiento de la desigualdad parece mucho más moderada, especialmente si consideramos el índice de Gini después de transferencias e impuestos.

En lo que se refiere a los niveles de robotización, en la **figura 2** se muestra la comparativa de los 33 países considerados, así como la media mundial, diferenciando los datos de 2000 y 2016. Como puede observarse, existen importantes diferencias entre los distintos países, pero en casi todos ellos se aprecia un notable incremento de la densidad de robots en el periodo considerado.

No obstante, podemos profundizar algo más antes de entrar en el análisis principal de este trabajo. Sobre el conjunto de las 33 series temporales, se ha llevado a cabo un clústering sobre la densidad de robots, para determinar patrones de automatización similares, empleando el índice de Chouakria-Douzal y Nagabhushan (Chouakria-Douzal y Nagabhushan, 2007) para el cálculo de las distancias. Como se observa en la **figura 3**, podemos identificar dos grupos diferentes de países. El primer grupo (clúster 1), en el que se encuentra España, está formado por 10 países en los que encontramos una elevada penetración de robots, con densidades altas y un fuerte crecimiento (**figura 4**). El segundo grupo (clúster 2), se caracteriza por una penetración sensiblemente menor y un crecimiento, en general, relativamente parsimonioso.

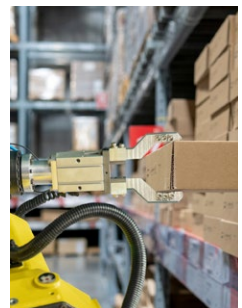


Figura 1. Media del índice de Gini antes de impuestos y transferencias (gini\_mkt), después de impuestos y transferencias (gini\_disp) y densidad de robots para los 33 países considerados

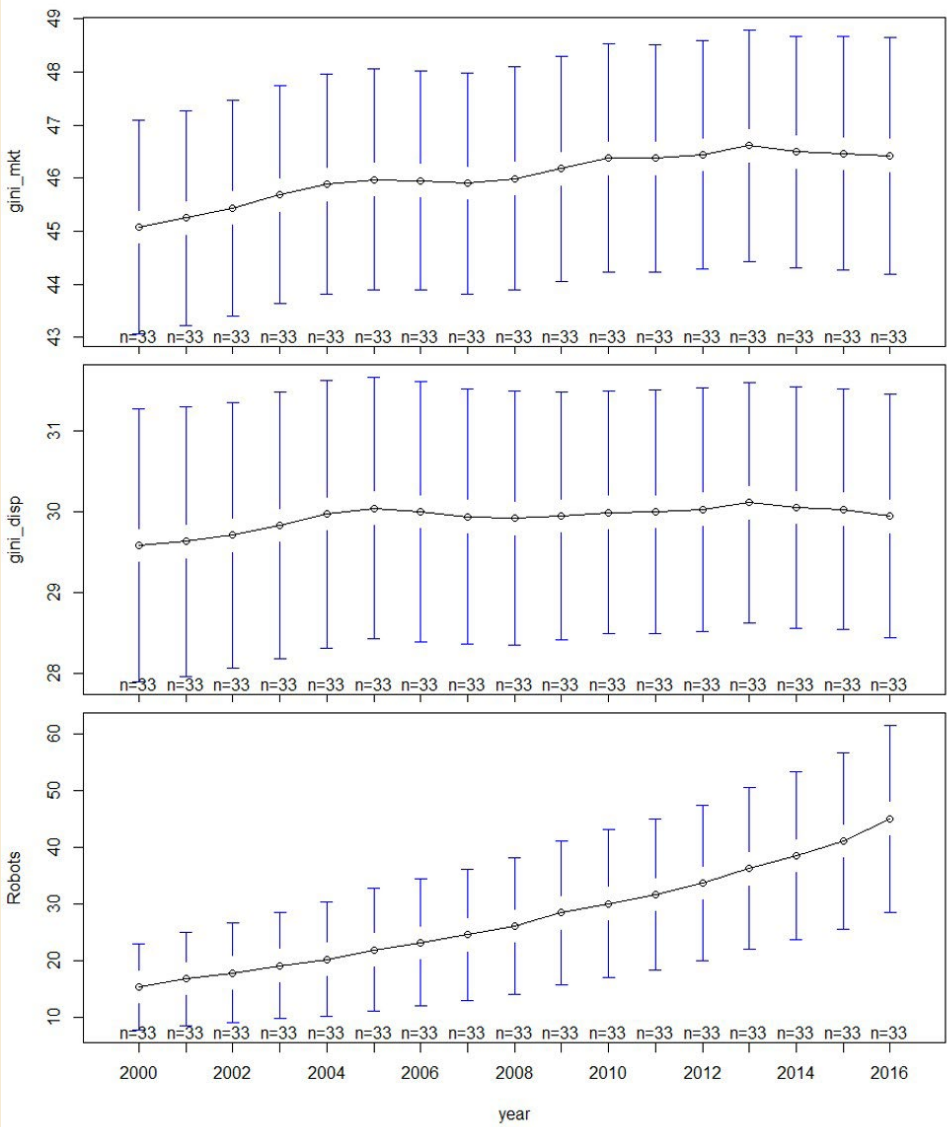


Figura 2. Densidad de robots para los 33 países considerados y en el mundo (2000 Vs 2016)

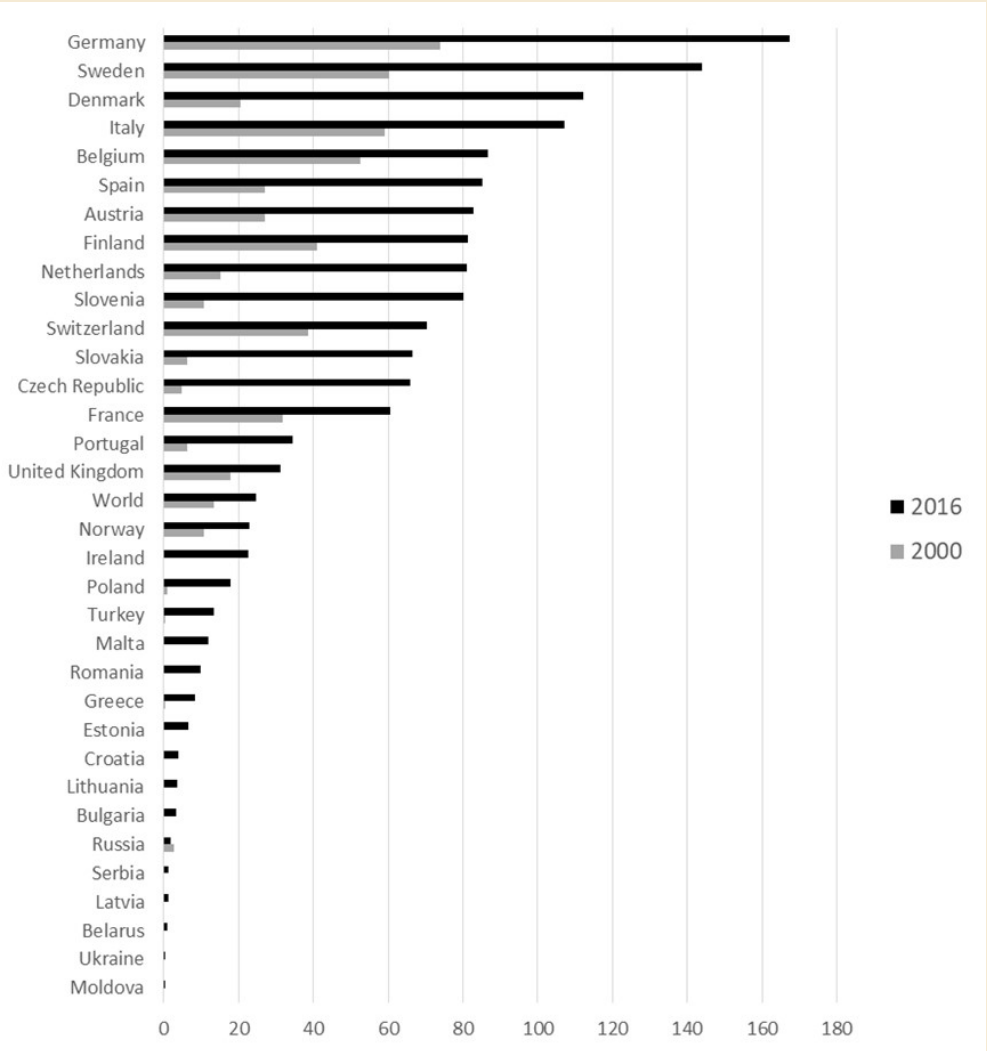


Figura 3. Dendrograma obtenido para las series temporales de densidad de robots

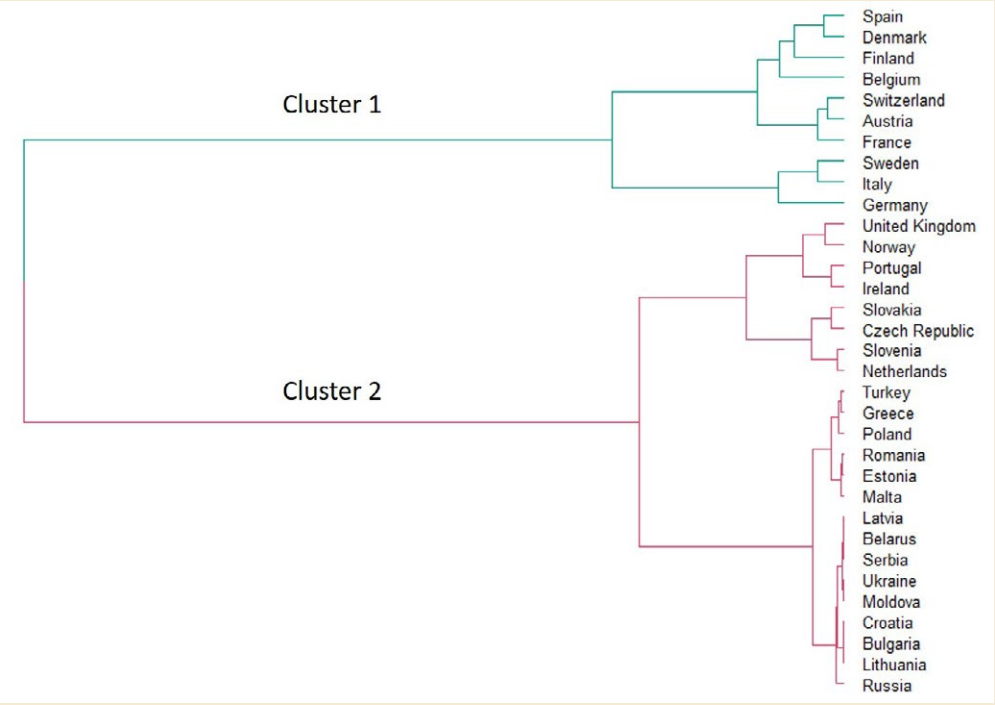
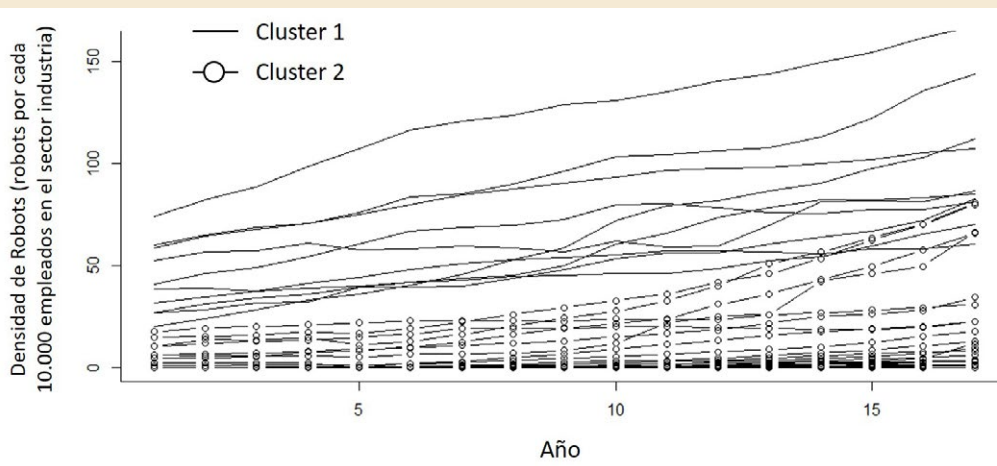
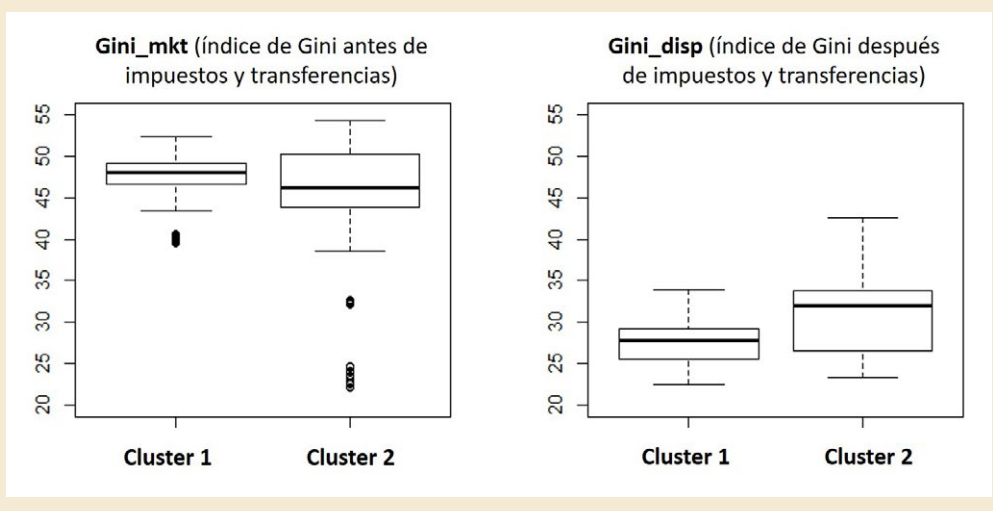


Figura 4. Series temporales correspondientes a la densidad de robots de los 33 países considerados, indicando el clúster correspondiente



Este sencillo análisis ya nos permite observar que, cualitativamente, los países correspondientes al clúster 1 (elevada robotización) no parecen ser precisamente aquellos con los problemas más graves de desigualdad. De hecho, dibujando el boxplot para ambos grupos de países (**figura 5**), se observa lo contrario: si bien la desigualdad antes de impuestos y transferencias (*gini\_mkt*) parece levemente más elevada en los países del clúster 1, cuando consideramos la desigualdad después de impuestos y transferencias (*gini\_disp*), este grupo de países parece tener unos menores niveles. Se trata de una primera indicación de que, en línea con la opinión mayoritaria del grupo de expertos del panel IGM, elevados niveles de robotización generan beneficios que pueden ser empleados por los gobiernos precisamente para reducir la desigualdad.

Figura 5. **Boxplot para los índices de Gini, distinguiendo entre países del clúster 1 y 2.**



## 5. ANÁLISIS DE DATOS DE PANEL

Realizado este análisis inicial, más de corte cualitativo, se ha llevado a cabo el análisis detallado de toda la información, considerando una aproximación de datos de panel. En primer lugar, se ha considerado la relación entre *gini\_mkt* y *densidad\_robots*. Los resultados (véase **anexo 1**) muestran que el índice de Gini antes de impuestos y transferencias presenta una fuerte dependencia de sus propios valores en los dos años anteriores, lo que por otra parte resulta



esperable. Sin embargo, no parece existir una fuerte relación con el nivel de robotización, ni en el periodo considerado ni en años anteriores.

No obstante, resulta mucho más interesante analizar esta relación para el índice de Gini después de impuestos y transferencias, es decir, teniendo en cuenta las políticas redistributivas de los distintos estados. Los resultados (véase anexo 2) muestran que, al igual que en el caso anterior, el índice de Gini después de impuestos y transferencias presenta una fuerte dependencia de sus propios valores en los dos años anteriores. En relación al efecto de la variable densidad\_robots, solo resulta significativa la variable con retardo 3, que presenta signo negativo. Es decir, estos resultados apuntan a que un incremento de la densidad de robots produce una disminución de la desigualdad al cabo de tres años.

## 6. CONCLUSIONES

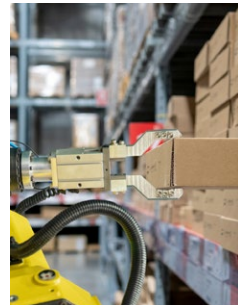
Como comentábamos al principio de este trabajo, el 78% de los académicos consultados en IGM Economic Experts Panel (2017), se mostraban de acuerdo o muy de acuerdo con la afirmación de que los beneficios derivados de la automatización podrían compensar los posibles problemas derivados de la pérdida de empleos y salarios. Nuestros resultados coinciden con esta opinión mayoritaria. En primer lugar, existe una evidencia débil de que un aumento de la robotización genera, a corto plazo, un aumento de la desigualdad antes de impuestos y transferencias, y una disminución a medio plazo. En lo que se refiere a la desigualdad después de impuestos y transferencias, parece existir evidencia de que una mayor densidad de robots genera menores niveles de desigualdad a medio plazo. Esto podría interpretarse en términos de que los beneficios derivados de la automatización son empleados por los gobiernos en políticas redistributivas que reducen la desigualdad. Exactamente lo que se plantea desde el panel de expertos del IGM. Parece, por tanto, que una adecuada combinación de la automatización, proceso que por otra parte parece imparable, combinado con unas políticas redistributivas adecuadas, no solo no tiene por qué generar efectos negativos en la economía y la sociedad, sino que podría ser una estrategia efectiva para reducir los niveles de desigualdad. Volviendo a los planteamientos que se mencionaban en la introducción, esto es coherente con algunas de las propuestas económicas planteadas por



diversos autores, que proponen modificaciones en el sistema fiscal para garantizar su neutralidad entre robots y trabajadores humanos, evitando así una reducción de los ingresos fiscales.

Estos resultados, no pueden considerarse como concluyentes principalmente por dos razones: se ha utilizado un número reducido de países, todos ellos europeos, y el modelo es tremendamente sencillo, es decir, no contempla otras importantes fuentes de desigualdad. Se trata únicamente de un ejercicio muy preliminar que servirá de base para trabajos posteriores, en los que se incluyan otras variables cuyo impacto puede ser relevante, como, por ejemplo, el comercio internacional, que junto al cambio tecnológico es sin duda un aspecto crítico<sup>8</sup>.

Sin embargo, constituye un resultado interesante por dos motivos. En primer lugar, parece descartar la idea de que el impacto de la automatización en la desigualdad sea tan grande que no pueda compensarse. Bien sea por la presencia de otros factores de confusión no incluidos en el análisis, bien sea por las políticas redistributivas de los distintos países, lo cierto es que no puede afirmarse que, en la muestra considerada, mayores niveles de automatización lleven forzosamente a mayores niveles de desigualdad, especialmente a medio y largo plazo. De hecho, nuestros resultados apuntan precisamente en la dirección contraria. En segundo lugar, este trabajo constituye una base sobre la que desarrollar nuevas investigaciones que, con un enfoque similar, vayan enriqueciendo el análisis al incorporar una mayor muestra y nuevas variables, tales como el comercio internacional, globalización financiera, flexibilidad del mercado laboral o nivel de educación, capaces de recoger efectos adicionales que también resultan relevantes a efectos de explicar la desigualdad. Adicionalmente, y partiendo de una muestra mayor, también sería de interés establecer distinciones entre grupos de países con comportamientos relativamente similares, integrando en el estudio el análisis clúster de las distintas series.



## BIBLIOGRAFÍA

- Abbott, R. and Bogenschneider, B. (2018). Should robots pay taxes: Tax policy in the age of automation. *Harvard Law & Policy Review*, 12(1), 145-175.
- Acemoglu, D. (2002). Technical Change, Inequality and the Labor Market. *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7-72.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244. <http://dx.doi.org/10.1086/705716>
- Arntz, M., Gregory, T. and Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries. OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189. <https://doi.org/10.1787/1815199X>
- Autor, D., Levy, F. and Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333. <https://doi.org/10.1162/00335530332252801>
- Bassett, C., and Roberts, B. (2019). Automation now and then: automation fevers, anxieties and utopias. *New Formations*, 98, 9-28. <https://doi.org/10.3898/NEWF:98.02.2019>
- Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2011). *Race against the machine: How the digital revolution is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy*. Lexington: Digital Frontier Press. eISBN 978-0-9847251-0-6
- Chouakria-Douzal, A. and Nagabhushan, P. N. (2007). Adaptive Dissimilarity Index for Measuring Time Series Proximity. *Advances in Data Analysis and Classification*, 1(1): 5-21. <https://doi.org/10.1007/s11634-006-0004-6>
- Dabla-Norris, M. E., Kochhar, M. K., Suphaphiphat, M. N., Ricka, M. F., and Tsounta, E. (2015). Causes and consequences of income inequality: A global perspective. *International Monetary Fund*. Available in <https://bit.ly/3jp8PjB>
- Frey, C. B. and Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological forecasting and social change*, 114, 254-280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Guerreiro, J., Rebelo, S. and Teles, P. (2019). Should robots be taxed?. *National Bureau of Economic Research. Working Paper 23806*. <http://www.nber.org/papers/w23806>
- Hornstein, A., Krusell, P. and Violante, G. L. (2005). The Effects of Technical Change on Labor Market Inequalities. In Aghion, P. y Durlauf, S. (eds.), "Handbook of Economic Growth", Vol. 1 capítulo 20, pp. 1275-1370. Elsevier.
- IGM Economic Experts Panel (2017). *Robots and Artificial Intelligence*. Recuperado de <http://www.igmchicago.org/surveys/robots-and-artificial-intelligence-2/>
- International Federation of Robotics (2017). *World Robotics: Industrial Robots 2017*. Technical report.
- International Labour Organization (2019). ILOSTAT database [database]. Disponible en <https://ilostat.ilo.org/data/>.
- Kaltenberg, M. and Foster-McGregor, N. (2020). The impact of automation on inequality across Europe (No. 009). Working paper #2020-009, Maastricht Economic and Social Research Institute on Innovation and Technology (MERIT). Available in <https://www.merit.unu.edu/publications/wppdf/2020/wp2020-009.pdf>
- Kuzmenko, O., and Roienko, V. (2017). Nowcasting income inequality in the context of the Fourth Industrial Revolution. *SocioEconomic Challenges*, 1(1), 5-12.
- Lankisch, C., Prettnner, K. and Prskawetz, A. (2019). How can robots affect wage inequality?. *Economic Modelling*, 81, 161-169. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.12.015>
- López-Sánchez, J. I., Arroyo-Barrigüete, J. L. and Morales-Contreras, M. (2018). The Industrial Robot Evolution in the World. A First Dendrogram for a Cluster Analysis. In Pons, J. L. (ed.) "Inclusive Robotics for a Better Society: Selected Papers from INBOTS Conference 2018", pp. 31-36. Springer. Cham.
- López-Sánchez, J. I., Grau Ruiz, M. A. and Sánchez-Urán Azaña, M. Y. (2019). The impact of robotics and computerization on the labour market: inclusive insight from a Law and Economics perspective. *Revista de Derecho Digital e Innovación - Digital Law and Innovation Review*, 3.
- Mishel, L. and Bivens, J. (2017). The zombie robot argument lurches on: There is no evidence that automation leads to joblessness or inequality. *Economic Policy Institute Working Papers*. <https://www.epi.org/files/pdf/126750.pdf>

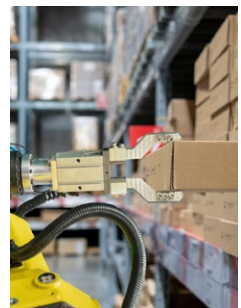


- Solt, F. (2019). The Standardized World Income Inequality Database, Version 8. <https://doi.org/10.7910/DVN/LM4OWF>, Harvard Dataverse.
- The Economist (2019). Will a robot really take your job? Available in <https://www.economist.com/business/2019/06/27/will-a-robot-really-take-your-job>
- Van Reenen, J. (2011). Wage inequality, technology and trade: 21st century evidence. *Labour economics*, 18(6), 730-741. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2011.05.006>
- Violante, G. L. (2012). "Skill-biased Technical Change". En Durlauf S. N. and Blume L. E. (eds.) *The New Palgrave Dictionary of Economics*. Palgrave Macmillan, London

---

## NOTAS

1. This study was supported by the H2020 Topic ICT 28-2017, Inclusive Robotics for a better Society (INBOTs CSA EU project 780073)
2. Concretamente a una versión inicial publicada en 2017 (<https://www.nber.org/papers/w23285>)
3. Violante (2012) define el Skill-Biased Technical Change como "[un cambio en la tecnología de producción que favorece a la mano de obra cualificada sobre la no cualificada, aumentando su productividad relativa y, por lo tanto, su demanda relativa]".
4. "[Si se mantienen fijas las instituciones del mercado laboral y la capacitación laboral, es probable que el creciente uso de robots e inteligencia artificial aumente sustancialmente el número de desempleados de larga duración en los países avanzados]".
5. "[Es probable que el aumento del uso de robots e inteligencia artificial en los países avanzados cree beneficios lo suficientemente grandes como para que puedan utilizarse para compensar a los trabajadores que se vean negativamente afectados por la pérdida de salario]".
6. En el caso concreto de Europa, los sectores de automoción, metal y maquinaria, y plásticos y productos químicos, son los que lideran la instalación de robots, con 29.000, 12.000 y 7.000 unidades respectivamente (véase <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/facts-about-robots-europe>)
7. Austria, Belarus, Belgium, Bulgaria, Croatia, Czech Republic, Denmark, Estonia, Finland, France, Germany, Greece, Ireland, Italy, Latvia, Lithuania, Malta, Moldova, Netherlands, Norway, Poland, Portugal, Romania, Russia, Serbia, Slovakia, Slovenia, Spain, Sweden, Switzerland, Turkey, Ukraine y United Kingdom. La elección concreta de estos países responde a un único criterio: se han elegido todos aquellos para los que se dispone de la serie temporal completa desde 2000 a 2016 en las tres variables.
8. Como señala Van Reenen (2011: 740). "[El cambiante mercado laboral y su relación con la tecnología y el comercio seguirá siendo un área de gran interés para los economistas]"



**ANEXO**

**Anexo 1: resultados del análisis de panel para gini\_mkt**

En lo que se refiere a la relación entre gini\_mkt y densidad\_robots, los retardos incluidos hacen referencia a la relación entre la variable dependiente con ella misma o con la variable independiente en un periodo anterior. Así, por ejemplo, densidad\_robots (retardo 1), representa el impacto que tiene la densidad de robots del año anterior en el índice de Gini (gini\_mkt) en el periodo actual. Los resultados se muestran en la tabla 1. Siguiendo las recomendaciones de Benjamin et al (2018), hemos considerado un nivel de significación del 99.5%, y, a dicho nivel, la variable densidad\_robots no es significativa en ningún retardo. De hecho, incluso en el caso de adoptar un criterio menos exigente, del 99% o el 95%, seguiría sin serlo. Es decir, la variable densidad\_robots no es significativa en ningún retardo, con lo que concluiríamos la ausencia de relación entre ambas variables.

**Tabla 1. Relación entre gini\_mkt (desigualdad antes de impuestos y transferencias) y densidad\_robots**

	COEFICIENTE	P-VALOR	WALD (CHI2)
<i>gini_mkt (retardo 1)</i>	1.329	< 0.000	685.96 (P-valor: <0.000)
<i>gini_mkt (retardo 2)</i>	-0.482	< 0.000	
<i>densidad_robots</i>	0.022	0.103	
<i>densidad_robots (retardo 1)</i>	-0.018	0.218	
<i>densidad_robots (retardo 3)</i>	-0.016	0.097	
<i>densidad_robots (retardo 4)</i>	0.017	0.213	

**Anexo 2: resultados del análisis de panel para gini\_disp**

**Tabla 2. Relación entre gini\_disp (desigualdad después de impuestos y transferencias) y densidad\_robots**

	COEFICIENTE	P-VALOR	WALD (CHI2)
<i>gini_disp (retardo 1)</i>	1.383	< 0.000	2933 (P-valor: <0.000)
<i>gini_disp (retardo 2)</i>	-0.430	< 0.000	
<i>densidad_robots</i>	0.013	0.115	
<i>densidad_robots (retardo 1)</i>	-0.028	0.070	
<i>densidad_robots (retardo 2)</i>	0.024	0.049	
<i>densidad_robots (retardo 3)</i>	-0.031	0.001	
<i>densidad_robots (retardo 4)</i>	0.020	0.013	