

Confinamientos e Innovación: Evidencia de la Pandemia de Gripe de 1918



Enrico Berkes, Olivier Deschenes, Rubén Gaetani, Jeffrey Lin y Christopher Severen

Documento de trabajo del NBER N° 28152

Noviembre de 2020

JEL No. N92, O31, R11

https://www.nber.org/system/files/working_papers/w28152/w28152.pdf

Traducción: Enrique A. Bour

Resumen

¿Daña el distanciamiento social a la innovación? Estimamos el efecto de intervenciones no farmacéuticas (NPI) -políticas que restringen las interacciones en un intento de frenar la propagación de enfermedades- sobre la invención local. Construimos un panel de patentes emitidas y NPI adoptadas por 50 grandes ciudades de EE.UU. durante la pandemia de gripe de 1918. Estimaciones de diferencias en diferencias muestran que las ciudades que adoptaron NPI más largas no experimentaron una disminución de patentes durante la pandemia en relación con las ciudades con NPI más cortas, y registraron un mayor número de patentes después. En lugar de reducir la invención local restringiendo los efectos indirectos del conocimiento localizado, las NPI adoptadas durante la pandemia pueden haber preservado mejor otros factores inventivos.

1. Introducción

Los derrames de conocimiento en las ciudades son un insumo clave en la producción de nuevas ideas. Las densidades urbanas promueven interacciones que recombinan ideas existentes en otras nuevas (Marshall, 1890; Jacobs, 1969; Lucas, 1988; Romer, 1990; Glaeser, 1999). Es más probable que inventores cercanos se citen entre sí y creen inventos similares, lo que sugiere que la proximidad fomenta los flujos de conocimiento (Jaffe y otros, 1993; Murata y otros, 2014; Ganguli y otros, 2020). Además, los inventores de las ciudades densas crean más patentes novedosas, lo que sugiere que las ciudades son motores de la innovación (Carlino et al., 2007; Packalen y Bhattacharya, 2015; Berkes y Gaetani, de próxima aparición).

La adopción generalizada de intervenciones no farmacéuticas (NPI)¹ por parte de gobiernos locales y nacionales para frenar la difusión de COVID-19 ha limitado las interacciones sociales en las ciudades, reduciendo potencialmente los beneficios de la densidad. Si bien el alcance y la duración de las intervenciones no farmacéuticas durante la pandemia de COVID19 no tienen precedentes, históricamente se adoptaron intervenciones similares para controlar la propagación de enfermedades como la pandemia de gripe de 1918. El hecho de que estas medidas temporales tengan repercusiones duraderas en la suerte de las ciudades, las tasas de invención agregadas y el crecimiento económico es importante para evaluar posibles políticas futuras en materia de NPI y para comprender la recuperación económica después de las pandemias.

Arrojamos luz sobre estas cuestiones estimando el efecto de las NPI durante la pandemia de 1918 sobre las tasas de patentamiento local en una muestra de 50 grandes ciudades de los Estados Unidos. Estas 50 ciudades representaban el 21% de la población y el 39% de todas las solicitudes de patentes en los EE.UU. en 1910. Sorprendentemente, descubrimos que ciudades que adoptaron NPI más largas no experimentaron una mayor disminución en las tasas de patentamiento en relación con las ciudades con NPI más cortas. En cambio, las ciudades que adoptaron NPI más largas vieron un aumento en sus tasas de patentes después de que la pandemia hubo terminado.

Nuestro análisis combina datos de alta frecuencia, a nivel de ciudad, sobre las tasas de patentamiento y la duración de las NPI. Construimos un panel de ciudades-mes de patentes emitidas a partir del Comprehensive Universe of US Patents (CUSP, Berkes, 2018), que describe la ciudad de cada inventor, las fechas de presentación y adjudicación, la clase de tecnología, y el estado de la propiedad para el cuasi-universo de patentes de EE.UU. desde 1836. Combinamos estos datos con los tipos y longitudes de las NPI adoptadas por 50 grandes ciudades de EE.UU. durante la pandemia de 1918. Ampliamos la base de datos de NPI de las ciudades de Markel y otros

¹ Entre los ejemplos de NPI se incluyen mandatos de máscaras, distanciamiento social, cierre de escuelas y empresas, prohibición de reuniones públicas y aislamiento y cuarentena de personas infectadas.

(2007) recogiendo datos de siete ciudades adicionales a partir de una versión actualizada de la misma fuente de archivo, el Influenza Archive 2.0 (2016). La base de datos resultante es un panel equilibrado de ciudades-meses, 1910-1926.

Estimamos el efecto de los NPI en las tasas de patentamiento (el número de patentes emitidas dividido por la población de la ciudad) durante y después de la pandemia utilizando un diseño de diferencia en diferencias (DD). Clasificamos las ciudades en dos grupos: ciudades con una NPI larga (grupo de tratamiento) con una duración acumulada de NPI de más de 90 días, y ciudades con NPI corta (grupo de control) con una duración de NPI inferior a 90 días.² Comprobamos que las tasas de patentamiento aumentaron en las ciudades con NPI larga entre un 7 y un 12% después de que terminó la pandemia (abril de 1919) en relación con las ciudades con NPI corta. Durante la pandemia (septiembre de 1918 a marzo de 1919), las ciudades con NPI largas tuvieron aumentos más pequeños y estadísticamente insignificantes en las tasas relativas de patentamiento.

Un problema de identificación es que las NPI más largas pueden haber sido adoptadas por ciudades de crecimiento más rápido que podrían haber experimentado mayores aumentos de patentamiento en ausencia de la pandemia. Esta inquietud se atenúa normalizando nuestra variable de resultados en términos per cápita. Además, nuestros datos admiten ensayos de pretensiones diferenciales entre los dos grupos de ciudades. No hallamos evidencia de diferencias en las tasas de patentamiento entre las ciudades de largo y corto plazo de NPI en los años prepandémicos. Nuestra especificación preferida incluye efectos fijos ciudad-mes, censo-región-año y mes-año. Estos efectos fijos controlan los factores que varían con el tiempo y que pueden contribuir a la actividad de patentamiento (por ejemplo, las universidades), tendencias nacionales, tendencias estacionales locales y perturbaciones regionales. Por último, nuestros resultados son robustos a diferentes especificaciones, incluyendo estimaciones de "dejar-una-afuera" que dejan caer una ciudad a la vez. En conjunto, el análisis previo a la tendencia y las estimaciones alternativas sugieren que es poco probable que nuestros resultados se vean impulsados por factores omitidos o tendencias no observadas.

Las NPI más largas no redujeron, en general, las tasas de patentamiento limitando las interacciones sociales. En cambio, esas intervenciones pueden haber tenido efectos positivos sobre las actividades inventivas a través de otros canales. Investigaciones anteriores sugieren que las NPI tuvieron efectos pequeños a moderados sobre la reducción de las tasas de mortalidad en las ciudades (Markel y otros, 2007; Correia y otros, 2020; Chapelle, 2020; Clay y otros, 2018; Barro y otros, 2020). Salvando vidas, las NPI más largas pueden haber preservado los insumos de mano de obra necesarios para la invención. Además, al favorecer una respuesta coordinada a la pandemia, las NPI más largas pueden haber reducido la incertidumbre, anclando las

² También estimamos directamente el impacto de la duración de la NPI en días sobre las tasas de patentamiento.

expectativas y preservado el capital intangible u organizativo, aumentando así la invención posterior a la pandemia.

Proporcionamos evidencia adicional sobre los mecanismos posibles. En primer lugar, constatamos que las NPI más largas tuvieron mayores efectos positivos sobre las tasas de patentamiento para las subvenciones con múltiples inventores y las subvenciones propiedad de cesionarios externos.³ En segundo lugar, observamos que las tasas de patentamiento en campos emergentes como la electricidad y la ingeniería mecánica se beneficiaron más de las NPI más largas. Esos campos emergentes pueden reflejar un mayor riesgo tecnológico y de mercado. Nuestra interpretación es que las NPI más largas no redujeron la capacidad de invención más arriesgada y compleja. En su lugar, al reducir la mortalidad y la incertidumbre general, las NPI pueden haber facilitado el acceso a recursos financieros y preservado el capital intangible u organizativo necesario para la invención.

2. Antecedentes Históricos y Marco Conceptual

La pandemia de gripe de 1918 fue breve y grave. En los Estados Unidos, los primeros brotes esporádicos ocurrieron en la primavera y el verano de 1918, limitados en su mayoría a soldados. La segunda ola, que comenzó en septiembre de 1918, fue más seria. Esta ola fue responsable de la mayoría de las muertes por la pandemia en los EE.UU. Markel y otros (2007), estudiando 43 ciudades de los Estados Unidos, informan que los primeros casos de gripe ocurrieron en septiembre, una ciudad (Filadelfia) informó de un caso a fines de agosto y dos ciudades informaron de sus primeros casos a principios de octubre. La mortalidad se aceleró entre fines de septiembre y principios de octubre, y el exceso de muertes alcanzó su punto máximo entre fines de octubre y principios de noviembre. Una tercera ola comenzó en enero de 1919 y terminó en abril de 1919, mes que definimos como el final de la pandemia.⁴

En respuesta a la pandemia, las ciudades de los Estados Unidos adoptaron una variedad de NPI dirigidas a restringir interacciones sociales para limitar la propagación de la enfermedad. Markel y otros (2007) clasifican esas medidas en tres categorías: prohibición de reuniones públicas, cierre de escuelas y aislamiento y cuarentena de casos confirmados y sospechosos. Las primeras NPI se dictaron a mediados de septiembre de 1918, aunque algunas ciudades no las promulgaron hasta mediados de octubre. Hubo una variación significativa entre ciudades en cuanto al tipo y duración de esas intervenciones. En nuestra muestra de 50 ciudades, el número total de días de las NPI de todo tipo osciló entre 28 y 170 días (véase la Tabla A-2).

¿Cuál fue el efecto probable de las NPI sobre la invención? Las NPI pueden desplazar tanto la oferta como la demanda de invención, por lo que el signo de su efecto en equilibrio es en teoría ambiguo y probablemente dependa del horizonte temporal. A

³ Las patentes propiedad de cesionarios externos suelen estar patrocinadas por un laboratorio de I+D empresarial o industrial (Nicholas, 2010; Buzard et al., 2017).

⁴ Véase Beach y otros (2020) para más detalles sobre el contexto histórico.

corto plazo, las NPI podrían reducir las tasas de patentamiento disminuyendo los insumos de mano de obra (los inventores trabajan menos), los de capital (las empresas invierten menos) y los de ideas (los inventores se ven privados de interacciones sociales). Sin embargo, si las NPI salvan vidas, podrían aumentar los insumos de mano de obra y preservar el capital intangible u organizacional a mediano o largo plazo. El efecto de las NPI sobre los insumos de ideas tampoco está claro, ya que los inventores de las ciudades con NPI cortas podrían responder limitando voluntariamente las interacciones sociales para disminuir su riesgo de infección.

Del lado de la oferta, las NPI podrían reducir los insumos de mano de obra a corto plazo para actividades inventivas mediante medidas de cuarentena, pero aumentarlos a mediano plazo mejorando la salud y reduciendo la mortalidad. Las NPI adoptadas durante la pandemia de gripe parecen haber reducido la mortalidad. Markel y otros (2007) y Correia y otros (2020) observan que las NPI redujeron la mortalidad máxima y el exceso de mortalidad acumulada. Chapelle (2020) constata que las NPI redujeron significativamente la mortalidad en 1918, pero estas reducciones se vieron parcialmente compensadas por una mayor mortalidad en los años siguientes. Por último, Clay y otros (2018) y Barro y otros (2020) observan que los efectos de las NPI para reducir la mortalidad son menores y estadísticamente no significativos. Debido a que las tasas de mortalidad de los adultos de entre 18 y 44 años durante la gripe de 1918 eran inusualmente elevadas y el promedio de los titulares de patentes en ese período era de 41 años (Sarada et al., 2019), la enfermedad y la mortalidad entre los probables inventores podrían haber incapacitado directamente a la mano de obra dedicada a las actividades inventivas, lo que daría lugar a menos patentes.⁵ Salvando vidas, las NPI pueden haber aumentado la mano de obra dedicada a las actividades inventivas a mediano plazo.⁶

Hay indicios de que la pandemia de 1918 interrumpió la producción de insumos intermedios y los flujos de capital. La producción industrial y la producción de carbón disminuyeron (Velde, 2020). También se redujeron los sectores textil y maderero (Bodenhorn, 2020). Correia y otros (2020) documentan una perturbación e incertidumbre generalizada de los negocios durante y después de la pandemia. La perturbación de la actividad económica puede inducir una pérdida del capital intangible u organizativo acumulado (Rubenstein, 1962), y la incertidumbre general puede reducir los incentivos a la inversión empresarial. Promoviendo una respuesta coordinada a la pandemia, las NPI podrían mitigar este efecto preservando mejor el capital organizativo o intangible y estabilizando las expectativas de las empresas.

También los mercados financieros se vieron afectados por la pandemia de 1918. Por ejemplo, las cuantiosas indemnizaciones impuestas a las compañías de seguros de

⁵ Es probable que la escasez de mano de obra haya contribuido en gran medida a la desorganización de las empresas en 1918 (Correia et al., 2020). Garrett (2009) halla aumentos de salarios en áreas con mayor mortalidad, consistentes con la escasez de mano de obra.

⁶ Los inventores también podrían haber sido motivados por factores ajenos al mercado, como prioridad de crédito o prestigio entre sus pares (Merton, 1957; Stephan, 1996). Las NPI también pueden haber ayudado a preservar el valor de esos factores.

vida provocaron su salida del mercado de bonos de alto rango del sector ferroviario.⁷ Las ciudades con un NPI elevado pueden tener un acceso más estable a los mercados de insumos y de capital.⁸ Si lo hicieron, entonces los inventores de las ciudades con NPI elevados, en particular en lo que respecta a las tecnologías de riesgo, pueden haber tenido un mejor acceso a los factores críticos a mediano plazo.

La pandemia de 1918 probablemente redujo las interacciones sociales. Los límites a las interacciones sociales pueden obstaculizar la invención local reduciendo los traspasos de conocimientos localizados (Jaffe et al., 1993; Carlino y Kerr, 2015; Catalini, 2018; Atkin et al., 2020). Andrews (2019) aporta evidencias de que la Prohibición redujo la invención disminuyendo la comunicación interpersonal, especialmente las interacciones informales. Las NPI aplicadas durante la pandemia de gripe de 1918 pueden haber tenido efectos similares al clausurar lugares de trabajo, escuelas, bares y otros lugares de reunión social. Sin embargo, los tipos y longitudes de las NPI adoptadas durante la pandemia de 1918 sugieren efectos limitados a largo plazo sobre el patentamiento a través de un canal de interacción social. En primer lugar, Markel y otros (2007) informan de que las NPI fueron en general de corta duración, con una duración media en todas las categorías de intervenciones de entre una y seis semanas. En segundo lugar, los tipos más comunes de NPI -cierres de escuelas- parecen menos propensos a afectar el tipo de flujos de conocimiento informal en los que confían los inventores. En tercer lugar, las diferencias entre las ciudades con NPI de corta y larga duración podrían atenuarse si los inventores de las ciudades con NPI de corta duración evitaran voluntariamente las interacciones sociales para reducir su riesgo de infección.

Por el lado de la demanda, las pandemias pueden reducir la demanda de invención al reducir los ingresos. Barro y otros (2020) observan que los ingresos reales disminuyeron entre un 6 y un 8% en el país promedio durante la pandemia de gripe de 1918. Sin embargo, es probable que el mercado de las invenciones tenga un alcance regional o incluso nacional. Por esta razón, parece poco probable que se produjeran grandes efectos de las NPI sobre la invención a través de canales de demanda locales.

En resumen, las NPI durante la pandemia de 1918 podrían haber reducido las patentes a corto plazo reduciendo los insumos de mano de obra, de capital y de ideas. Pero estos efectos negativos a corto plazo pueden haber sido limitados por el tipo y la corta duración de la mayoría de las NPI. A mediano plazo, al aumentar la salud y

⁷ Cortés y Verdickt (2020) documentan que las dificultades financieras de las compañías de seguros de vida en torno a la pandemia de 1918 se vieron atenuadas por el aumento de la demanda de productos de seguros de vida, la mayor emisión de acciones y el aumento de la reglamentación prudencial.

⁸ Correia y otros (2020) hallan evidencia de una relación positiva entre la adopción de NPI y activos locales de los bancos nacionales en el período posterior a la pandemia.

bajar la mortalidad, las NPI pueden haber preservado la oferta de mano de obra de los inventores y el capital organizativo, aumentando las tasas de patentamiento.⁹



3. Datos

Construimos un nuevo panel de ciudad-mes sobre NPI y tasas de patentamiento. Comenzamos con datos sobre la longitud de las NPI para 43 ciudades de Markel et al. (2007). Ampliamos esta base de datos con siete ciudades adicionales utilizando el Archivo de la Gripe 2.0 (2016), una actualización del archivo que Markel et al. (2007) utilizaron para construir su muestra original. Una virtud de la ampliación de la muestra de Markel et al. (2007) es que nuestro nuevo panel incluye ciudades de rápido crecimiento en el oeste y el sur de los EE.UU. (véase el Cuadro A.1 del Apéndice). La información sistemática sobre la duración de las NPI se limita a 50 ciudades de nuestra muestra ampliada.

Construimos un panel de ciudad-mes de patentes siempre concedidas por el CUSP (Berkes, 2018). CUSP incluye un casi universo de patentes emitidas por la Oficina de Patentes y Marcas de EE.UU. Seleccionamos las patentes para las cuales al menos un inventor reside en nuestra muestra de 50 ciudades. Construimos una variable de conteo de patentes específicas de la ciudad dividiendo cada concesión por el número de coinventores y asignamos la fracción correspondiente a cada ciudad-mes de observación. Es importante que la CUSP incluya la fecha de presentación de la solicitud para cada patente que fue posteriormente concedida, lo que nos permite asignar las patentes al mes de la solicitud contra el mes de emisión. De esta manera, estamos en condiciones de medir más de cerca la fecha de invención.

A lo largo de nuestra muestra de 50 ciudades, el promedio mensual de patentamiento por ciudad (recuento de patentes por cada 100.000 habitantes) oscila entre 0 y 28, con un promedio de 5,19 (véase la Tabla A. 2 del Apéndice). Esto equivale a un promedio de 27 patentes por ciudad y por mes, la mayoría de las cuales provienen de patentes de un solo inventor. La duración media de las NPI es de 85,2 días, con un mínimo de 28 y un máximo de 270. La proporción de ciudades clasificadas como ciudades con NPI más largas (grupo de tratamiento) es de 0,36.¹⁰

La Figura 1 muestra el promedio de las tasas mensuales de patentamiento de las ciudades de NPI largo y corto entre enero de 1916 y diciembre de 1920.¹¹ Las líneas discontinuas muestran el patentamiento mensual residual del logaritmo después de eliminar la estacionalidad específica de la ciudad (con efectos fijos en el mes del año). Para visualizar mejor los patrones subyacentes, las líneas sólidas muestran

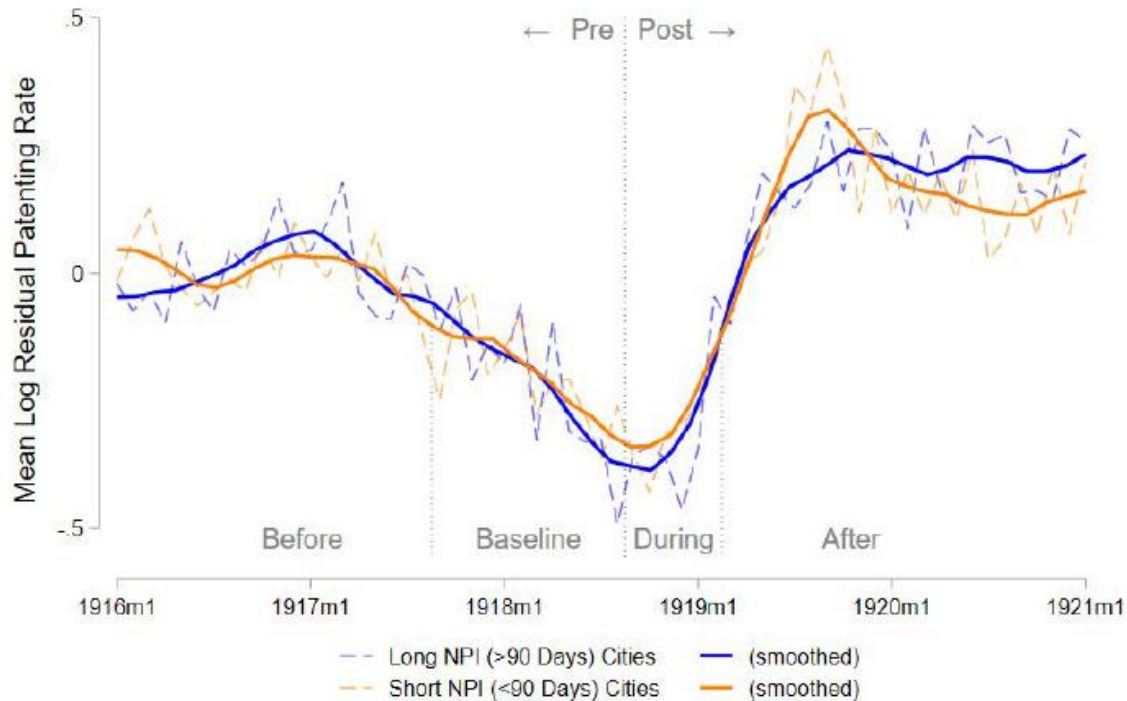
⁹ No hay pruebas de efectos relacionados con la pandemia en el número de solicitudes presentadas ni en los prolongados debates sobre dotación y rotación de personal (véanse los *Informes Anuales del Comisionado de Patentes de 1918 y 1919*).

¹⁰ También recolectamos y utilizamos las poblaciones totales de las ciudades, las composiciones por raza y sexo, y las tasas de alfabetización de los censos históricos de los EE.UU. 1900-1930. Los valores intercensales son interpolados linealmente entre los abril de cada año de censo.

¹¹ Como se explicó en la introducción, las ciudades con NPI de larga duración tienen duraciones acumuladas de NPI de más de 90 días.

valores suavizados de la serie de residuos estimados por una regresión polinómica local (con un ancho de banda de 1,5 meses a cada lado).

Figura 1: Tasas de Patentamiento Mensual en Ciudades de NPI Cortas y Largas



La Figura 1 informa las tasas logarítmicas de patentamiento mensuales residuales tras eliminar la estacionalidad específica de la ciudad con efectos fijos de un mes del año (líneas discontinuas). El promedio de la tasa de patentamiento mensual residuales para las ciudades con NPIs largas (cortas) se muestra en azul (naranja). Las líneas sólidas son valores suavizados de la serie de residuos estimados mediante regresión polinómica local con un ancho de banda de 3 meses. La Figura 1 también proporciona la línea de tiempo de la pandemia y define los períodos de tiempo críticos que subyacen a nuestro análisis. El período de pretratamiento corresponde al período anterior a septiembre de 1918, que también dividimos en período Previo (desde el comienzo de la muestra hasta un año antes de que comenzara la pandemia (agosto de 1917)), y período de Base (septiembre de 1917 - agosto de 1918). El período posterior al tratamiento comienza en septiembre de 1918 y se divide en un período Durante (el período de siete meses durante el cual la gripe estuvo más activa (septiembre de 1918 hasta fines de marzo de 1919)), y un período Posterior (desde abril de 1919 hasta el final de la muestra).

De la Figura 1 surgen algunos patrones clave. Antes de septiembre de 1918, tanto las ciudades de largas como de cortas NPI tenían tendencias similares en las tasas de patentamiento mensual. Las tasas de patentamiento mensuales llegaron a su punto máximo a principios de 1917 y disminuyeron a partir de entonces hasta fines de 1918. Estas disminuciones pueden reflejar la entrada de los Estados Unidos en la Primera Guerra Mundial y la movilización de recursos y mano de obra para el esfuerzo

bélico.¹² Tanto las ciudades con NPI largas como las cortas muestran fuertes repuntes en las tasas de patentamiento a partir de octubre o noviembre de 1918. Las ciudades de NPI corta muestran brevemente mayores tasas de patentamiento a mediados de 1919. Sin embargo, hasta fines de 1920, las ciudades con NPI larga muestran aumentos persistentes en las tasas de patentamiento en comparación con las ciudades con NPI corta. A continuación exploramos estos patrones en profundidad.

4. Marco Empírico

Utilizamos diferencias en diferencias (DD) para estimar el efecto causal de las NPI sobre las tasas de patentamiento de las ciudades. * La Figura 1 muestra la línea de tiempo de la pandemia y define los períodos de tiempo en nuestro análisis. Definimos antes de septiembre de 1918 como el período de *Pretratamiento*. En algunas especificaciones, dividimos este período de Pretratamiento en un período *Previo*, desde el comienzo de la muestra hasta un año antes de que comenzara la pandemia (agosto de 1917), y un período de *Base* que cubre el año anterior a la pandemia (septiembre de 1917 - agosto de 1918). El período de *Postratamiento* comienza en septiembre de 1918, en consonancia con el inicio de la ola más devastadora de la pandemia y la aplicación de las primeras NPI. Dividimos el período de *Postratamiento* en un período *Durante*, que abarca los siete meses durante el pico pandémico (septiembre de 1918 hasta el final de marzo de 1919), y un período *Posterior*, desde abril de 1919 hasta el final de la muestra.

Hay dos características importantes de los datos de patentamiento que el modelo empírico debe tener en cuenta. En primer lugar, hay un número sustancial de ceros en el patentamiento de las ciudades-mes. Segundo, como la presentación de solicitudes de patentes es relativamente rara, hay una mayor heteroscedasticidad en ciudades más pequeñas con menos patentes. Para abordar estas cuestiones, utilizamos un estimador de Pseudo-Máxima Probabilidad de Poisson (PPML). El PPML acomoda los resultados de valor cero, maneja eficientemente la heteroscedasticidad, y es robusto a la especificación errónea (la densidad verdadera no requiere ser Poisson), y se puede inferir fácilmente la sobredispersión y el agrupamiento.

La especificación de base DD que compara los resultados anteriores y posteriores a la pandemia hace el siguiente supuesto medio condicional para las tasas de patentamiento:

$$(1) \quad E(Y_{cmt} / P_{cmt}) = \exp(\delta_{cm} + \delta_{my} + \delta_{ry} + \beta \cdot g(NPI_c) \times \mathbf{1}[Post\ 9/18]),$$

¹² También pudo haber habido cierta supresión de solicitudes de patentes relacionadas con la defensa, aunque tales esfuerzos fueron mucho más sistemáticos en la Segunda Guerra Mundial (Gross, 2019).

* Para una introducción a este método, véase *Diferencias en diferencias* (Wikipedia). Los problemas de inferencia estadística son abordados en Timothy Conley & Christopher Taber, *Inference with "Differences in Differences" with a Small Number of Policy Changes*, NBER 0312, July 2005. (N. del T.)

donde Y_{cmt} y P_{cmt} son el número de patentes (alguna vez concedidas) registradas y la población en la ciudad c durante el mes m y el año t , respectivamente. El indicador $\mathbf{1}[Post\ 9/18]$ equivale a uno en el período de Postratamiento. Dado que en los años 1910 y 1920 se produjeron rápidos cambios sociales y económicos, sometemos a prueba la solidez de nuestros resultados a opciones para los años de inicio y fin.

En nuestra especificación preferida, incluimos efectos fijos de ciudad-mes para controlar por tiempo los impulsores invariantes de las actividades inventivas específicas de una ciudad, como por ejemplo su proximidad a las redes de transporte (Perlman, 2016; Agrawal et al., 2017) o la presencia de universidades locales (Kantor y Whalley, 2014; Andrews, 2020), y por posibles diferencias en la estacionalidad del patentamiento entre ciudades. También incluimos efectos fijos mes-año-calendario para controlar por tendencias nacionales de patentamiento, y efectos fijos censo-región-año para controlar por una evolución diferencial de tendencias de patentamiento en el Norte, Sur, Medio Oeste y Oeste¹³ impulsada por factores como la Gran Migración de Afroamericanos del Sur a ciudades del Norte (Collins y Wanamaker, 2014) o la creciente industrialización del Oeste (Kim y Margo, 2004).¹⁴

El tratamiento primario es una función $g(\cdot)$ del número de días de NPI impuesto por cada ciudad. Nos centramos en un indicador de tratamiento binario que compara entre ciudades con NPI más cortas y largas (duración de NPI de 90 días o más), pero también reportamos estimaciones cuando el tratamiento se define como el número de días de NPI en cada ciudad. El objetivo del análisis es identificar el efecto causal de la duración de la NPI sobre la tasa de patentamiento local, representado por el parámetro β .

La identificación de β requiere que el término de error de la ecuación (1) no esté correlacionado con $g(NPI_c) \times \mathbf{1}[Post\ 9/18]$, condicionado a los controles y efectos fijos incluidos en la regresión. Esto puede interpretarse como la hipótesis estándar de tendencias paralelas: patentar los resultados en las ciudades con NPI de corta duración proporciona un contrafáctico válido para el patentamiento de resultados en las ciudades con NPI de larga duración, en ausencia de restricciones más largas. Por lo tanto, como es común en los diseños de DD, testamos la hipótesis de identificación probando la solidez de las estimaciones a diferentes conjuntos de efectos fijos y controles variables en el tiempo a nivel de ciudad que pueden predecir las tasas de invención (por ejemplo, las tendencias de logros educativos). También investigamos diferencias en las pretensiones.

¹³ Andrews y Whalley (2020) describen la geografía económica de la innovación en los EE.UU. en los últimos 150 años.

¹⁴ Los flujos de conocimiento disminuyeron entre los científicos estadounidenses y alemanes durante la I Guerra Mundial (Iaria et al., 2018). Una duda es que la reanudación de estos flujos de conocimiento después de la guerra podría correlacionarse de forma espuria con la adopción de las NPI, quizás impulsada por la cuota local de residentes de ascendencia alemana. Dado que los inmigrantes por país de origen están fuertemente agrupados dentro de los EE.UU. (Abramitzky y Boustan, 2017), es probable que nuestra inclusión de efectos fijos de año de censo-región absorba esta correlación.

Nuestra aplicación sigue el modelo estándar DD con un grupo de tratamiento, un grupo de control y un único período de tiempo en el que cambia el estado del tratamiento en el grupo de tratamiento. En esos modelos, el estimando de DD identifica el efecto promedio del tratamiento en el sujeto tratado, aún en presencia de heterogeneidad en el efecto del tratamiento (Card y Krueger, 1994; Abadie, 2006), a diferencia de los estimandos de DD en entornos más complicados (por ejemplo, de Chaisemartin y D'Haultfoeuille, 2020; Goodman-Bacon, 2018).

También informamos de las estimaciones de una especificación ampliada de DD que remeda la ecuación (1) pero que divide el período *Pretratamiento* en períodos de *Antes* y de *Base*, así como el período de *Postratamiento* en períodos de *Durante* y *Después*:

$$(2) E(Y_{cmt} / P_{cmt}) = \exp(\delta_{cm} + \delta_{my} + \delta_{ry} + g(NPIc) \times \{\beta_P \cdot \mathbf{1}[Pre-9/17] + \beta_D \cdot \mathbf{1}[9/18 - 3/19] + \beta_D \cdot \mathbf{1}[4/19]\})$$

Esta especificación nos permite testear directamente diferencias en las tendencias y resaltar los efectos dinámicos de las NPI más largas sobre la innovación Durante versus Después de la pandemia. Aunque seguimos siendo agnósticos sobre la ventana de duración de los efectos dinámicos después de la pandemia, nos centramos en el período de muestra de 1/1916 a 12/1920 en nuestra especificación preferida para evitar posibles factores de confusión mucho antes o después de que se implementaran las NPI. No obstante, también presentamos a continuación estimaciones que varían las ventanas de tiempo en torno a la pandemia.

5. Resultados

En la Tabla 1 se presentan las estimaciones de β a partir de las ecuaciones (1) y (2). Estas estimaciones del PPML pueden interpretarse como el efecto de la longitud de la NPI sobre el logaritmo de las tasas de patentamiento (es decir, en términos porcentuales). Los paneles A-D presentan estimaciones para dos supuestos de forma funcional diferentes sobre $g(-)$ y dos especificaciones diferentes del modelo DD. Las columnas (1) a (3) introducen diferentes conjuntos de efectos fijos en los modelos de regresión, mientras que las columnas (4) a (7) consideran ventanas de tiempo alternativas para la muestra. Los errores estándar agrupados por ciudad se indican entre paréntesis (como en el resto del análisis empírico).

Los resultados del Panel A muestran que las ciudades con NPI de larga duración tuvieron tasas de patentamiento más altas que las ciudades con NPI de corta duración. Los estimados simples en DD oscilan entre 0,056 y 0,093 puntos logarítmicos, que interpretamos como aumentos en la tasa mensual de patentamiento del 5,6% al 9,3%.¹⁵ Todas estas estimaciones son estadísticamente significativas al nivel del 5%;

¹⁵ Seguiremos la convención de interpretar diferencias de puntos logarítmicos como diferencias porcentuales aproximadas en el resto del documento.

la elección de efectos fijos y años de inicio y fin es en su mayoría intrascendente. En nuestra especificación preferida en la columna (3) que incluye efectos fijos de ciudad-mes, región-año del censo y mes-año calendario, el efecto de las NPI largas sobre la tasa de patentamiento es del 7,4%, con un intervalo de confianza del 95% que oscila entre el 1,7% y el 13,1%.¹⁶

Tabla 1: Efecto de la Longitud de la NPI sobre la Tasa de Patentamiento

| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
|--|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| NPI Length = 1[NPIs > 90 Days] | | | | | | | |
| <i>Panel A. Simple DD</i> | | | | | | | |
| Post Pandemic × NPI Length | 0.056* | 0.065* | 0.074* | 0.067* | 0.093* | 0.088* | 0.086* |
| | (0.027) | (0.027) | (0.029) | (0.032) | (0.044) | (0.041) | (0.044) |
| <i>Panel B. Extended DD</i> | | | | | | | |
| Before Pandemic × NPI Length | 0.013 | 0.007 | 0.012 | 0.017 | 0.014 | 0.018 | 0.032 |
| | (0.027) | (0.027) | (0.033) | (0.036) | (0.032) | (0.036) | (0.038) |
| During Pandemic × NPI Length | 0.049 | 0.040 | 0.058 | 0.063 | 0.068+ | 0.070+ | 0.069+ |
| | (0.041) | (0.041) | (0.040) | (0.039) | (0.040) | (0.039) | (0.039) |
| After Pandemic × NPI Length | 0.068* | 0.076* | 0.088* | 0.085* | 0.106* | 0.106* | 0.117** |
| | (0.033) | (0.032) | (0.035) | (0.035) | (0.050) | (0.049) | (0.045) |
| NPI Length = Days of NPIs ÷ 30 | | | | | | | |
| <i>Panel C. Simple DD</i> | | | | | | | |
| Post Pandemic × NPI Length | 0.017+ | 0.020* | 0.024* | 0.022* | 0.032+ | 0.031+ | 0.030+ |
| | (0.010) | (0.010) | (0.011) | (0.011) | (0.018) | (0.017) | (0.017) |
| <i>Panel D. Extended DD</i> | | | | | | | |
| Before Pandemic × NPI Length | 0.008 | 0.006 | 0.008 | 0.009 | 0.010 | 0.009 | 0.009 |
| | (0.010) | (0.010) | (0.011) | (0.013) | (0.011) | (0.014) | (0.015) |
| During Pandemic × NPI Length | 0.016 | 0.011 | 0.018 | 0.020 | 0.023+ | 0.023+ | 0.023+ |
| | (0.014) | (0.014) | (0.013) | (0.013) | (0.014) | (0.013) | (0.013) |
| After Pandemic × NPI Length | 0.023+ | 0.026* | 0.032* | 0.032* | 0.040+ | 0.040+ | 0.040* |
| | (0.013) | (0.013) | (0.016) | (0.016) | (0.022) | (0.022) | (0.020) |
| Fixed Effects | | | | | | | |
| City | X | - | - | - | - | - | - |
| Month-Year | X | X | X | X | X | X | X |
| City-Month | - | X | X | X | X | X | X |
| Region-Year | - | - | X | X | X | X | X |
| Sample coverage | | | | | | | |
| begins January of | 1916 | 1916 | 1916 | 1913 | 1916 | 1913 | 1910 |
| ends December of | 1920 | 1920 | 1920 | 1920 | 1923 | 1923 | 1926 |
| <i>N</i> | 3000 | 3000 | 3000 | 4800 | 4800 | 6600 | 10200 |

Notes: Table 1 reports DD estimates of the effect of NPI length on patenting rates. The sample includes the 50 cities for which we have information on NPI length (see Appendix Table A.1). The dependent variable is the patenting rate (patents filed/population) in a city-month. The treatment variable is an indicator of NPI length: a binary indicator for NPI period longer than 90 days (Panels A and B) or the number of days of NPIs divided by 30 (Panels C and D). All specifications are estimated using a Poisson Pseudo-Maximum Likelihood (PPML) with the exposure variable set to a linear interpolation of city population. The estimated coefficients can be interpreted as a percentage change in the patenting rate. Standard errors are clustered by city. + p<0.10, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001.

Las estimaciones ampliadas DD en el Grupo B confirman este resultado. Un resultado añadido es que el efecto positivo sobre la longitud de la NPI sobre la invención se debe en gran medida al período *Después* de la pandemia, versus *Durante* la

¹⁶ Dado que las ciudades de nuestra muestra adoptaron NPI de duración variable, la comparación entre ciudades con NPI de larga duración (tratamiento) y ciudades con NPI de corta duración (control) sigue un diseño de diferencias en diferencias difusas (de Chaisemartin y D'Haultfoeuille, 2018). En el apéndice, mostramos que las correcciones simples de DD difusas producen estimaciones de los efectos de NPI mayores que las reportadas en la Tabla 1.

pandemia (aunque esta diferencia no es estadísticamente significativa). Es importante señalar que las estimaciones de la DD ampliada tampoco muestran pruebas estadísticamente significativas de diferencias pre-pandémicas en tasas de patentamiento en las ciudades de tratamiento y control. Este resultado apoya la principal hipótesis de identificación que subyace en las ecuaciones (1) y (2).

El panel C presenta el mismo análisis que en el panel A, pero para una especificación en la que la longitud de la NPI entra linealmente en número de días (dividido por 30 para facilitar la interpretación). Los resultados del Panel C confirman las conclusiones del Panel A. Las ciudades con más meses de NPI tuvieron tasas de patentamiento mensual más altas en el período durante y después de la pandemia. Los resultados ampliados de DD en el Panel D confirman además la ausencia de diferencias significativas previas a la tendencia en las ciudades con diferentes longitudes de NPI y que el efecto de las NPI sobre la tasa de patentamiento opera principalmente a través de un impacto sobre las tasas de patentamiento en el período *Después* de la pandemia.

A fin de investigar de manera más flexible las diferencias pre y pospandémicas sobre las tasas de patentamiento entre las ciudades con NPI de larga y corta duración, también estimamos variantes de estudio de eventos de la Ecuación (1) y (2). La Figura 2 informa estos resultados. Para proceder, agregamos los datos hasta una frecuencia anual y desplazamos el comienzo de cada año cuatro meses antes, de modo que ningún año cubra los meses pre y pospandémicos (por ejemplo, 1918 suma las patentes de septiembre de 1917 a agosto de 1918). El panel superior muestra los coeficientes estimados del tratamiento binario de NPI de larga duración que interactúan con los indicadores de los años, mientras que el panel inferior interactúa la medición continua de días acumulados de NPI con indicadores de los años. El año desplazado de septiembre de 1917 a agosto de 1918 es la categoría de referencia y los modelos de regresión de la Figura 2 incluyen efectos fijos de ciudad y año. Ambas especificaciones de la longitud de la NPI muestran poca evidencia de diferencias de pretendencia, ya que los puntos estimados (círculos negros) son pequeños y los intervalos de confianza del 95% (en gris) siempre incluyen el cero. Sin embargo, a partir de 1919 (es decir, 9/18-8/19), estos estimados se vuelven más grandes y positivos, y significativamente diferentes de cero en aproximadamente la mitad de los años. (La combinación de sus efectos da lugar a estimaciones similares a las de la Tabla 1).

5.1 Análisis de robustez

Discutimos brevemente los resultados de los análisis de robustez reportados en la Tabla A.3 del Apéndice. Las columnas con números impares informan de estimaciones simples del modelo DD, y las columnas con números pares informan

Figura 2: Análisis del Estudio de Eventos (Agregado a los Años Desplazados)

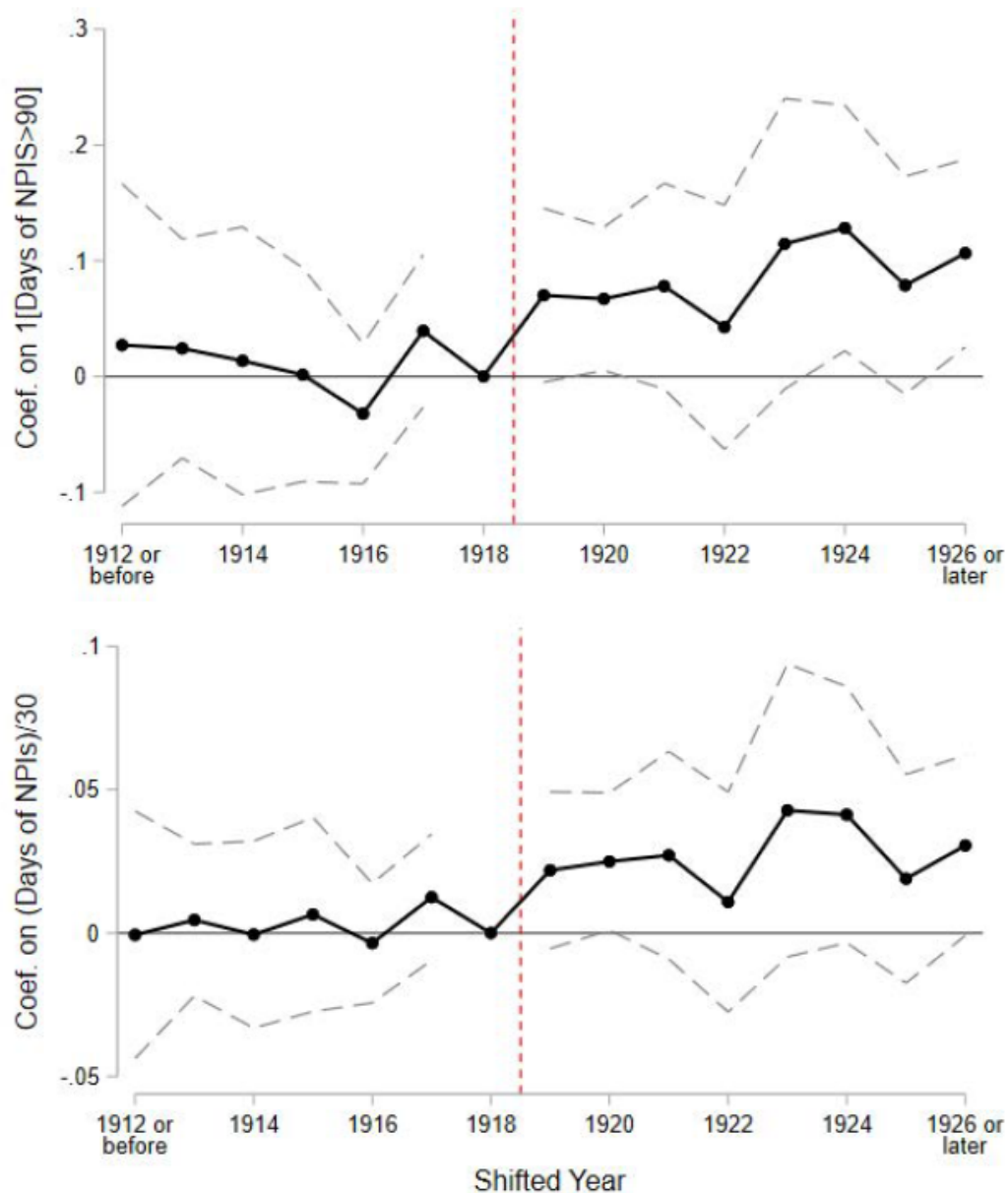


Figure 2 reports estimates from event-study variants of Equation (1) and (2). The city-month data on NPIs and patenting rates is aggregated to an annual frequency represented by shifted years (where the start of each year is shifted by four months to the left (e.g., so that 1918 includes September of 1917 to August of 1918)). The top panel shows the coefficient estimates on the binary measure of treatment (cumulative NPIs longer than 90 days) interacted with year indicators, while the bottom panel reports the same for the continuous measure of cumulative days of NPIs (divided by 30). The regression models include city and year fixed effects, and the shifted year corresponding to September of 1917 to August of 1918 is the reference category. Point estimates are shown by the black circles, and the 95% confidence intervals (dashed lines in gray) are based on city-level clustering.

de estimaciones extendidas del modelo DD. Todos los modelos se basan en la especificación de la columna (3) de la Tabla 1. En conjunto, las pruebas de la Tabla A.3 del Apéndice confirman nuestra principal conclusión de la Tabla 1 de que los

períodos más largos de NPI condujeron a un aumento positivo y estadísticamente significativo de tasas de patentamiento. En particular, los resultados son sólidos al usar sólo la muestra original de 43 ciudades de Market y otros (2007) (columnas 3 y 4), a la inclusión de tendencias de tiempo lineal que interactúan con los indicadores de capital humano específicos de las ciudades del censo de 1910 (columnas 5 y 6), y al controlar los indicadores de gravedad de la pandemia para los niveles de las ciudades (columnas 7 y 8). La adición de tendencias de tiempo lineal interactuando con la longitud de NPI de una ciudad específica o tendencias de tiempo lineal de una ciudad específica a la especificación de referencia conduce a un aumento del 35% al 55% de los errores estándar, pero no cambia de manera significativa la magnitud de los cálculos del efecto de NPI (columnas 9 y 10).

Tabla A.3: Análisis de Robustez

| | Preferred Specification (Column 3 in Table 1) | | Only 43 Markel et al. (2007) cities | | Add literacy & schooling controls | | Add pandemic severity (43 cities) | | Add time trends | |
|--|--|---------|---|---------|--|---------|--|---------|-----------------------|---------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
| NPI Length = 1[NPIs > 90 Days] | | | | | | | | | | |
| Post Pandemic × NPI Length | 0.074* | | 0.058* | | 0.063* | | 0.066* | | 0.074+ | 0.063 |
| | (0.029) | | (0.028) | | (0.029) | | (0.029) | | (0.039) | (0.045) |
| Before Pandemic × NPI Length | | 0.012 | | 0.008 | | 0.017 | | 0.017 | | |
| | | (0.033) | | (0.027) | | (0.033) | | (0.031) | | |
| During Pandemic × NPI Length | | 0.058 | | 0.051 | | 0.054 | | 0.061 | | |
| | | (0.040) | | (0.042) | | (0.039) | | (0.038) | | |
| After Pandemic × NPI Length | | 0.088* | | 0.076* | | 0.080* | | 0.080* | | |
| | | (0.035) | | (0.032) | | (0.035) | | (0.033) | | |
| Time Trend × (Days of NPIs)/30 | | | | | | | | | -0.000 | |
| | | | | | | | | | (0.005) | |
| City Time Trends | - | - | - | - | - | - | - | - | - | X |
| N | 3000 | 3000 | 2580 | 2580 | 3000 | 3000 | 2580 | 2580 | 3000 | 3000 |

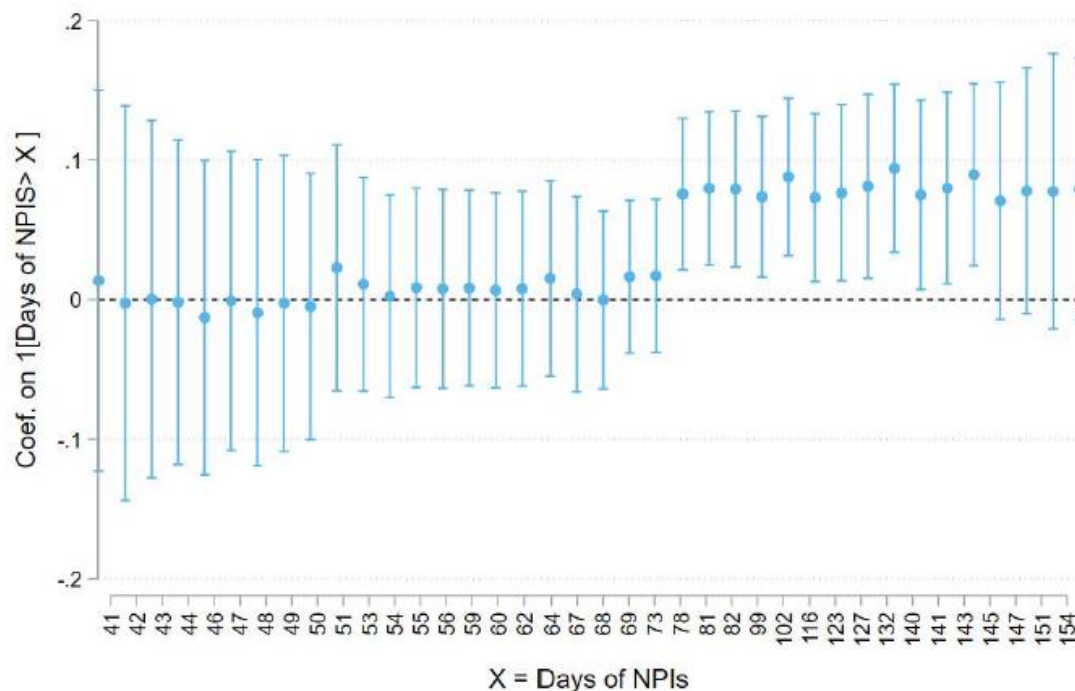
Outcome variable is a weighted measure of patents filed in a city in a month with the characteristics given for each column. All specifications are estimated using PPML with the exposure variable set to a linear interpolation of city population; coefficients can be interpreted as representing a percentage change in the patenting rate. All models include month-by-year, city-by-month of year, and region-by-year fixed effects, and all samples begin January 1916 and end December 1920. Literacy and schooling controls are the share of the population that could both read and write and the share of the population that was enrolled in school, respectively, in the 1910 Census, interacted with a linear time trend. Pandemic severity is the log maximum excess death rate as reported in Markel et al. (2007), interacted with the post period in column 5 and with *Before*, *During*, and *After* periods in column 6. Standard errors clustered by city. + $p < 0.10$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

También realizamos un ejercicio tipo jackknife y reportamos los coeficientes estimados para 50 especificaciones basadas en la Ecuación (1) donde cada especificación deja caer una ciudad de la muestra de estimación. La Figura 2 muestra que las especificaciones con tratamiento binario son estables en todas las muestras jackknife y robustas a la caída de cualquier ciudad, mientras que las especificaciones con el número de días en NPI como variable de tratamiento son también en su mayoría estables y conservan la significación estadística en todos los casos menos en dos.

Finalmente, en la Figura A.3 del Apéndice investigamos la solidez de nuestras principales estimaciones a umbrales alternativos para definir las NPI de largo y corto plazo. Consideramos una serie de regresiones en las que el umbral en días de NPI para cambiar de "corto" a "largo" varía de un mínimo de 41 días a un máximo de 154 días (los percentiles 10 y 90 de la distribución de duración de las NPI respectivamente). Los resultados indican que para una gama de umbrales de 78 días o más a

143 días o más, las estimaciones correspondientes son de magnitud similar a las de la Tabla 1 y estadísticamente significativas.

Figura A.3: Efecto Estimado de las NPI sobre las Tasas de Patentamiento en el 80% Central de los Posibles Cortes de la Definición de Tratamiento Binario



En la figura A.3 se presentan los estimados de la ecuación (1) a partir de una serie de regresiones en las que el umbral en días de las NPI a fin de pasar de "más corta" a "más larga" varía de 41 días (el décimo percentil de la distribución de duración de las NPI) a 154 días (el 90º percentil de la distribución de duración de las NPI). Los modelos de regresión subyacentes incluyen efectos fijos ciudad-mes del año y censo-región-año y se estiman en la muestra del período 1916-1920. Las barras verticales representan el 95% de los intervalos de confianza de las inferencias basadas en los métodos de robustez de grupos a nivel de ciudad.

5.2 Interpretación y Resultados Adicionales

En la Tabla 2, el panel A muestra el efecto estimado de las NPI por separado según la condición del inventor (inversionistas únicos frente a múltiples) y según la condición de la propiedad de la patente (patentes de los propios inventores frente a otros cesionarios como empresas o universidades). Este análisis ayuda a caracterizar los efectos posiblemente heterogéneos de las NPI en los diferentes tipos de invenciones. A lo largo de la Tabla 2, nos centramos únicamente en nuestra especificación preferida (efectos fijos ciudad-mes, mes-año calendario y censo-región-año, período de muestra de 1916-1920 y tratamiento binario de NPI largas). Las estimaciones simples DD indican que las NPI largas aumentaron las tasas de invención en la mayoría de las categorías de condición de inventor y propiedad de patentes. Sin embargo, esta pauta es sustancialmente más fuerte en el caso de equipos de múltiples inventores. En la columna (2) se informa de una tasa de patentamiento un 20% más

elevada para patentes de inventores múltiples en general (independientemente de la titularidad de la patente) en las ciudades con NPI largas, en comparación con el 6,2% para las patentes de inventor único. Las estimaciones de las columnas (7) y (8) muestran además un efecto mayor para las patentes de inventores múltiples con un cesionario.

Tabla 2: Efecto de la Longitud de la NPI sobre la Tasa de Patentamiento por Coinventor y Cesionario, y por Clase de Tecnología de Patentes

| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) |
|--|--|--|---|--|---|--------------------------------------|----------------------------------|------------------------------------|
| Panel A: By Co-Inventor & Assignee Status | Single Inventor | Multiple Inventors | No Assignee | With Assignee | Single Inventor, No Asgn. | Single Inventor, W/ Asgn. | Multiple Inventors, No Asgn. | Multiple Inventors, W/ Asgn. |
| <i>Simple DD</i> | | | | | | | | |
| Post Pandemic × NPI Length | 0.062+ (0.033) | 0.200*** (0.055) | 0.055 (0.042) | 0.101* (0.041) | 0.046 (0.045) | 0.085* (0.041) | 0.163* (0.075) | 0.259* (0.117) |
| <i>Extended DD</i> | | | | | | | | |
| Before Pandemic × NPI Length | 0.012 (0.034) | 0.011 (0.125) | 0.046 (0.031) | -0.037 (0.056) | 0.048 (0.034) | -0.040 (0.061) | 0.033 (0.116) | -0.022 (0.214) |
| During Pandemic × NPI Length | 0.039 (0.044) | 0.271** (0.102) | 0.053 (0.059) | 0.069 (0.067) | 0.040 (0.059) | 0.040 (0.066) | 0.235 (0.148) | 0.337 (0.227) |
| After Pandemic × NPI Length | 0.078* (0.035) | 0.188+ (0.109) | 0.092+ (0.051) | 0.081+ (0.045) | 0.085 (0.055) | 0.067 (0.041) | 0.169+ (0.102) | 0.218 (0.216) |
| Mean of Dep. Variable | 24.80 | 2.41 | 15.84 | 11.39 | 14.72 | 10.37 | 1.34 | 1.40 |
| Panel B: By Patent Class | (1) <u>Class A</u> Human Necessit. | (2) <u>Class B</u> Operat.; Transport. | (3) <u>Class C</u> Chemist.; Metal. | (4) <u>Class D</u> Textiles; Paper | (5) <u>Class E</u> Fixed Construct. | (6) <u>Class F</u> Mech. Engr. | (7) <u>Class G</u> Physics | (8) <u>Class H</u> Electric. |
| <i>Simple DD</i> | | | | | | | | |
| Post Pandemic × NPI Length | 0.012 (0.070) | 0.056 (0.041) | -0.078 (0.153) | 0.240* (0.116) | -0.074 (0.082) | 0.148** (0.053) | 0.169 (0.114) | 0.213*** (0.061) |
| <i>Extended DD</i> | | | | | | | | |
| Before Pandemic × NPI Length | 0.069 (0.058) | -0.023 (0.060) | 0.032 (0.136) | 0.099 (0.213) | 0.239* (0.112) | -0.080 (0.076) | -0.150+ (0.085) | 0.264 (0.179) |
| During Pandemic × NPI Length | 0.153+ (0.081) | -0.001 (0.057) | -0.010 (0.166) | 0.098 (0.266) | 0.207 (0.157) | 0.201+ (0.103) | -0.247* (0.114) | -0.080 (0.179) |
| After Pandemic × NPI Length | 0.023 (0.079) | 0.055 (0.067) | -0.079 (0.146) | 0.344+ (0.192) | 0.046 (0.125) | 0.069 (0.082) | 0.170 (0.145) | 0.494*** (0.122) |
| Mean of Dep. Variable | 4.76 | 9.43 | 1.57 | 1.11 | 1.86 | 5.00 | 2.52 | 2.56 |

Notes: Table 2 reports DD estimates of the effect of NPI length on patenting rates by co-inventors and by assignee status (Panel 2A) and by patenting class (Panel 2B). The sample includes the 50 cities for which we have information on NPI length and covers the period January 1916 to December 1920. The dependent variable is the patenting rate (patents filed/population) in a city-month. The treatment variable is a binary indicator for NPI period longer than 90 days. All specifications are estimated using a Poisson Pseudo-Maximum Likelihood (PPML) with the exposure variable set to a linear interpolation of city population and include month-by-year, city-by-month of year, and region-by-year fixed effects. The estimated coefficients can be interpreted as a percentage change in the patenting rate. Sample size is 3000 city-months before removing collinear fixed effects. Standard errors are clustered by city. + p<0.10, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001.

Aunque los resultados extendidos de DD no se estiman con tanta precisión, cabe señalar algunas observaciones. En primer lugar, una vez más no rechazamos la hipótesis nula de que no hay diferencias de pretendencia entre las ciudades de NPI de larga y corta duración. En segundo lugar, la dinámica de la invención varía entre las patentes de un solo inventor y las de múltiples inventores. En el caso de las patentes de un solo inventor, las NPI largas aumentan las tasas de patentamiento principalmente *Después* de la pandemia. En el caso de las patentes de múltiples inventores, las NPI largas tienden a aumentar las tasas de patentamiento tanto *Durante* como *Después* de la pandemia, con mayores efectos *Durante* la pandemia (aunque las diferencias entre *Durante* y *Después* no son estadísticamente significativas).

Estos resultados proporcionan pruebas preliminares sobre los canales que vinculan la duración de la NPI con el aumento del patentamiento durante y después de la

pandemia del virus. Debido a que las patentes de múltiples inventores no se vieron afectadas negativamente en las ciudades con NPI de larga duración *Durante* la pandemia, las reducciones de los aportes de interacción social para patentar no parecen haber sido tan grandes como para producir, en términos netos, una disminución de la invención. En cambio, nuestros resultados sugieren que las NPI pueden haber preservado mejor los factores inventivos importantes para la coordinación de equipos u organizaciones de inventores. La invención colaborativa se mantuvo en aumento *Después* de la pandemia en las ciudades con NPI largas.

Los resultados por la condición de cesionario apoyan aún más la interpretación de que los factores de coordinación u organización pudieron haberse preservado mejor en las ciudades de NPI prolongadas. Las NPI largas condujeron a casi el doble del aumento de patentes con un cesionario en comparación con patentes sin un cesionario. Esto sugiere que las NPI pueden haber reducido la incertidumbre empresarial o preservado el capital organizativo. De hecho, los tamaños crecientes del efecto que se desplazan a la derecha en las columnas (5)-(8) del cuadro 2 del panel A apuntan a un orden de estos impactos: no hay un efecto estadísticamente significativo para patentes de un solo inventor y sin cesionario; hay un pequeño efecto significativo para inventores únicos asociados con un cesionario; hay efectos más grandes para patentes de múltiples inventores sin un cesionario; y los efectos más grandes son para patentes de múltiples inventores con un cesionario.

En la Tabla 2, el Panel B informa de las estimaciones del efecto de la longitud del NPI sobre las tasas de patentamiento de las diferentes clases de tecnología. Utilizamos las 8 categorías principales de patentes de la Clasificación Cooperativa de Patentes, etiquetadas de la A a la H; ejemplos de clases son "Necesidades humanas" (Clase A), "Ingeniería mecánica" (Clase F) y "Electricidad" (Clase H). El efecto de la longitud de la NPI sobre la invención varía según las clases de tecnología. Hallamos impactos positivos estadísticamente significativos de NPI más largas en los modelos de base DD para la Clase D (Textiles y papel), Clase F (que incluye Ingeniería mecánica, Iluminación y Calefacción), y Clase H (Electricidad). Para las otras clases, las estimaciones simples de DD no son estadísticamente significativas. Los resultados de DD extendidos reflejan en general patrones similares, aunque con una precisión reducida (en particular para las clases con tasas promedio mensuales de patentamiento más bajas).

Dos de las tres clases de tecnología en las que se incrementó el patentamiento en respuesta a las NPI más largas (clases F y H) se expandieron rápidamente y ganaron importancia en el panorama de las invenciones en los decenios de 1910 y 1920, a expensas de la reducción de los campos, como la clase A (que incluye la agricultura) (Berkes et al., 2020). Aunque hay varias interpretaciones posibles de este hallazgo, una hipótesis plausible es que las NPI más largas pueden haber reducido la incertidumbre comercial y estabilizado las condiciones de financiación locales. Es probable que los campos emergentes se caracterizaran por un mayor grado de riesgo tecnológico y de mercado, lo que dificultaba el acceso a recursos necesarios y la presencia

de un sistema saludable de intermediación financiera fundamental para la invención.¹⁷ Correia y otros (2020) estudian las noticias contemporáneas y documentan que la pandemia generó una tensión considerable en los mercados financieros. Sin embargo, observan que los activos de los bancos nacionales crecieron más en las ciudades con NPI más largos después de la pandemia (aunque la diferencia no es estadísticamente significativa). En la medida en que los activos de los bancos nacionales reflejan en parte la fortaleza del sector bancario local, una mejora de las condiciones de intermediación financiera y una disminución general de la incertidumbre económica pueden explicar la mayor respuesta positiva de la invención a las NPI en los dominios tecnológicos nuevos y posiblemente más arriesgados.

6. Debate y conclusiones

En este documento se analiza el efecto de las NPI (i.e. intervenciones no farmacéuticas) sobre la invención utilizando diferencias en diferencias y datos de panel sobre las tasas de patentamiento y la duración de las NPI para 50 grandes ciudades de los Estados Unidos. Ciudades que respondieron a la pandemia de gripe de 1918 con NPI más largos no experimentaron un descenso relativo en las tasas de patentamiento durante la pandemia. Por el contrario, ciudades con NPI de mayor duración experimentaron tasas de patentamiento significativamente más altas en años posteriores a la finalización de la pandemia. Las NPI más largas tuvieron efectos positivos aún mayores al considerar patentes con múltiples inventores, patentes de propiedad de cesionarios externos y patentes en campos tecnológicos de rápida expansión.

Estos hallazgos aportan nuevas pruebas sobre las consecuencias económicas de la pandemia de 1918 (Beach et al., 2020). Las investigaciones anteriores se han centrado en medidas contemporáneas de la actividad económica, como el empleo en la industria manufacturera (Correia et al., 2020, Lilley et al., 2020). El análisis de los impactos a largo plazo de la pandemia se ve confundido por la recesión deflacionaria de 1920-1921. En lugar de ello, se estudian las tasas de patentamiento, que vinculan la actividad actual con el crecimiento futuro de la productividad (Kelly et al., de próxima aparición). En este sentido, nuestros hallazgos proporcionan las primeras pruebas de los efectos de las NPI sobre los factores que afectan al crecimiento económico a largo plazo.

¿Por qué las restricciones a las interacciones y a la actividad durante la pandemia de 1918 no provocaron una reducción de las tasas de patentamiento? La evidencia moderna sugiere que las interacciones personales son un factor importante en la innovación (Atkin et al., 2020; Boudreau et al., 2017). Históricamente, la reducción de las interacciones sociales durante la Prohibición tuvo importantes efectos negativos en las tasas de patentamiento (Andrews, 2020). Dos factores concilian nuestros resultados con los hallazgos anteriores. Primero, la NPI más común en 1918 era el

¹⁷ Nando y Nicholas (2014) muestran que durante la Gran Depresión, las medidas de la crisis bancaria local estaban asociadas con tasas de patentamiento más bajas a nivel de empresa y un cambio hacia invenciones más incrementales y menos arriesgadas.

cierre de escuelas (Markel et al., 2007). En comparación con el cierre de empresas o la prohibición de reuniones públicas, el cierre de escuelas parece ser el que menos probabilidades tiene de obstaculizar las interacciones que son importantes para la invención. En segundo lugar, incluso en ausencia de cierres obligatorios o de distanciamiento social, es posible que los habitantes de las ciudades con NPI de corta duración hayan limitado voluntariamente sus propias interacciones sociales para reducir su riesgo de exposición.¹⁸ En lugar de poner en tela de juicio las pruebas sobre la importancia de los contactos personales para la invención, nuestros resultados sugieren que las NPI podrían haber contribuido a evitar una disminución de las tasas de patentamiento reduciendo la mortalidad, disminuyendo la incertidumbre y preservando el capital intangible y organizativo, sin obstaculizar desproporcionadamente los flujos de conocimientos en las ciudades.

Aunque tanto la pandemia de gripe de 1918 como la de COVID-19 de 2020 presentaban virus respiratorios contagiosos y la adopción de NPI para frenar la propagación de la enfermedad, algunos factores complican la comparación directa. En primer lugar, las modernas tecnologías de comunicación podrían ser un sustituto de muchas de las interacciones sociales que favorecen los flujos de ideas. En segundo lugar, las dos pandemias fueron marcadamente diferentes en cuanto a la mortalidad general y el alcance de la respuesta de la salud pública. Las NPI de 1918 fueron más cortas y menos extensas que las implementadas en 2020. Estos factores dificultan la extrapolación de los efectos positivos de las NPI de 1918 sobre las tasas de patentamiento hasta la actualidad.

¿Qué podemos aprender de la historia, entonces? Nuestra evidencia sugiere que la disminución de las interacciones locales constituye sólo una parte del efecto de las NPI sobre las tasas de invención. Estos resultados resaltan la importancia de considerar el impacto de las NPI sobre las tasas de invención a través de una amplia gama de canales. El signo del efecto combinado está determinado en última instancia por las fuerzas de comportamiento, económicas y de política pública que conforman la fuerza relativa de esos canales.

¹⁸ Goolsbee y Syverson (2020) observan que durante la pandemia de COVID-19, las restricciones obligatorias a la movilidad en los Estados Unidos explican sólo una pequeña fracción de la disminución observada en el tráfico general de consumidores. Las elecciones individuales parecen haber desempeñado un papel más importante en la reducción de la movilidad.

Referencias

- Abadie, A. (2006): “Poverty, Political Freedom, and the Roots of Terrorism,” *American Economic Review*, 96, 50–56.
- Abramitzky, R. y L. Boustan (2017): “Immigration in American Economic History,” *Journal of Economic Literature*, 55, 1311–45.
- Agrawal, A., A. Galasso, y A. Oettl (2017): “Roads and Innovation,” *Review of Economics and Statistics*, 99, 417–434.
- Andrews, M. (2019): “Bar Talk: Informal Social Interactions, Alcohol Prohibition, and Invention,” Working paper.
- (2020): “How Do Institutions of Higher Education Affect Local Invention? Evidence from the Establishment of U.S. Colleges,” Working paper.
- Andrews, M. y A. Whalley (2020): “150 Years of the Geography of Innovation,” mimeo.
- Atkin, D., K. Chen, y A. Popov (2020): “The Returns to Serendipity: Knowledge Spillovers in Silicon Valley,” Working paper.
- Barro, R. J., J. F. Ursua, y J. Weng ´ (2020): “The Coronavirus and the Great Influenza Pandemic: Lessons from the “Spanish Flu” for the Coronavirus’s Potential Effects on Mortality and Economic Activity,” Working Paper 26866, National Bureau of Economic Research.
- Beach, B., K. Clay, y M. H. Saavedra (2020): “The 1918 Influenza Pandemic and Its Lessons for COVID-19,” Working Paper 27673, National Bureau of Economic Research.
- Berkes, E. (2018): “Comprehensive Universe of U.S. Patents (CUSP): Data and Facts,” mimeo, available at: <https://sites.google.com/view/enricoberkes/work-in-progress>.
- Berkes, E. y R. Gaetani (forthcoming): “The Geography of Unconventional Innovation,” *Economic Journal*.
- Berkes, E., R. Gaetani, y M. Mestieri (2020): “Cities and Technology Cycles,” Working Paper.
- Bodenhorn, H. (2020): “Business in a Time of Spanish Influenza,” Working Paper 27495, National Bureau of Economic Research.
- Boudreau, K. J., T. Brady, I. Ganguli, P. Gaule, E. Guinan, A. Hollenberg, y K. R. Lakhani (2017): “A Field Experiment on Search Costs and the Formation of Scientific Collaborations,” *Review of Economics and Statistics*, 99, 565–576.

- Buzard, K., G. A. Carlino, R. M. Hunt, J. K. Carr, y T. E. Smith (2017): “The Agglomeration of American R&D Labs,” *Journal of Urban Economics*, 101, 14–26.
- Card, D. y A. B. Krueger (1994): “Minimum Wages and Employment: A Case Study of the Fast-Food Industry in New Jersey and Pennsylvania,” *American Economic Review*, 84, 772–793.
- Carlino, G. y W. Kerr (2015): “Agglomeration and Innovation,” Elsevier, vol. 5, chap. 6, 349–404.
- Carlino, G. A., S. Chatterjee, y R. M. Hunt (2007): “Urban Density and the Rate of Invention,” *Journal of Urban Economics*, 61, 389–419.
- Catalini, C. (2018): “Microgeography and the Direction of Inventive Activity,” *Management Science*, 64, 4348–4364.
- Chapelle, G. (2020): “The Medium Term Impact of Nonpharmaceutical Interventions,” Working Paper 18, Covid Economics.
- Clay, K., J. Lewis, y E. Severnini (2018): “Pollution, Infectious Disease, and Mortality: Evidence from the 1918 Spanish Influenza Pandemic,” *Journal of Economic History*, 78, 1179–1209.
- Collins, W. J. y M. H. Wanamaker (2014): “Selection and Economic Gains in the Great Migration of African Americans: New Evidence from Linked Census Data,” *American Economic Journal: Applied Economics*, 6, 220–52.
- Correia, S., S. Luck, y E. Verner (2020): “Pandemics Depress the Economy, Public Health Interventions Do Not: Evidence from the 1918 Flu,” Working paper.
- Cortes, G. y G. Verdickt (2020): “Did the 1918–19 Influenza Pandemic Kill the US Life Insurance Industry?” Working paper.
- de Chaisemartin, C. y X. D’Haultfœuille (2020): “Two-Way Fixed Effects Estimators with Heterogeneous Treatment Effects,” *American Economic Review*, 110, 2964–96.
- de Chaisemartin, C. y X. D’Haultfœuille (2018): “Fuzzy Differences-in-Differences,” *Review of Economic Studies*, 85, 999–1028.
- Ganguli, I., J. Lin, y N. Reynolds (2020): “The Paper Trail of Knowledge Spillovers: Evidence from Patent Interferences,” *American Economic Journal: Applied Economics*, 12, 278–302.
- Garrett, T. A. (2009): “War and Pestilence as Labor Market Shocks: U.S. Manufacturing Wage Growth 1914–1919,” *Economic Inquiry*, 47, 711–725.
- Glaeser, E. (1999): “Learning in Cities,” *Journal of Urban Economics*, 46, 254–277.

- Goodman-Bacon, A. (2018): “Difference-in-differences with variation in treatment timing,” Working Paper 25018, National Bureau of Economic Research.
- Goolsbee, A. y C. Syverson (2020): “Fear, Lockdown, and Diversion: Comparing Drivers of Pandemic Economic Decline 2020,” Working Paper 27432, National Bureau of Economic Research.
- Gross, D. P. (2019): “The Consequences of Invention Secrecy: Evidence from the USPTO Patent Secrecy Program in World War II,” Working Paper 25545, National Bureau of Economic Research.
- Iaria, A., C. Schwarz, y F. Waldinger (2018): “Frontier Knowledge and Scientific Production: Evidence from the Collapse of International Science,” *Quarterly Journal of Economics*, 133, 927–991.
- Jacobs, J. (1969): *The Economy of Cities*, Vintage international, Random House.
- Jaffe, A. B., M. Trajtenberg, y R. Henderson (1993): “Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations,” *Quarterly Journal of Economics*, 108, 577–598.
- Kantor, S. y A. Whalley (2014): “Knowledge Spillovers from Research Universities: Evidence from Endowment Value Shocks,” *Review of Economics and Statistics*, 96, 171–188.
- Kelly, B., D. Papanikolaou, A. Seru, y M. Taddy (forthcoming): “Measuring Technological Innovation over the Long Run,” *American Economic Review: Insights*.
- Kim, S. y R. A. Margo (2004): “Historical Perspectives on U.S. Economic Geography,” in *Cities and Geography*, ed. by J. V. Henderson and J.-F. Thisse, Elsevier, vol. 4 of *Handbook of Regional and Urban Economics*, chap. 66, 2981–3019.
- Lilley, A., M. Lilley, y G. Rinaldi (2020): “Public Health Interventions and Economic Growth: Revisiting the Spanish Flu Evidence,” Working paper.
- Lucas, R. E. (1988): “On the Mechanics of Economic Development,” *Journal of Monetary Economics*, 22, 3–42.
- Markel, H., H. B. Lipman, J. A. Navarro, A. Sloan, J. R. Michalsen, A. M. Stern, y M. S. Cetron (2007): “Nonpharmaceutical Interventions Implemented by US Cities during the 1918-1919 Influenza Pandemic,” *JAMA*, 298, 644–654.
- Marshall, A. (1890): *The Principles of Economics*, McMaster University Archive for the History of Economic Thought.

- Merton, R. K. (1957): “Priorities in Scientific Discovery: A Chapter in the Sociology of Science,” *American Sociological Review*, 22, 635–659.
- Murata, Y., R. Nakajima, R. Okamoto, y R. Tamura (2014): “Localized Knowledge Spillovers and Patent Citations: A Distance-Based Approach,” *Review of Economics and Statistics*, 96, 967–985.
- Nanda, R. y T. Nicholas (2014): “Did Bank Distress Stifle Innovation during the Great Depression?” *Journal of Financial Economics*, 114, 273–292.
- Nicholas, T. (2010): “The Role of Independent Invention in U.S. Technological Development, 1880–1930,” *Journal of Economic History*, 70, 57–82.
- Packalen, M. y J. Bhattacharya (2015): “Cities and Ideas,” Working Paper 20921, National Bureau of Economic Research.
- Perlman, E. R. (2016): “Dense Enough to Be Brilliant: Patents, Urbanization, and Transportation in Nineteenth Century America,” Working paper, Boston University.
- Romer, P. M. (1990): “Endogenous Technological Change,” *Journal of Political Economy*, 98, 71–102.
- Rubenstein, A. H. (1962): “Organization and Research and Development Decision Making Within the Decentralized Firm,” in *The Rate and Direction of Inventive Activity: Economic and Social Factors*, National Bureau of Economic Research, Inc, NBER Chapters, 385–394.
- Sarada, S., M. J. Andrews, y N. L. Ziebarth (2019): “Changes in the Demographics of American Inventors, 1870–1940,” *Explorations in Economic History*, 74.
- Stephan, P. (1996): “The Economics of Science,” *Journal of Economic Literature*, 34, 1199–1235.
- University of Michigan Center for the History of Medicine and Michigan Publishing (2016): “American Influenza Epidemic of 1918 – 1919: A Digital Encyclopedia,” <http://www.influenzaarchive.org>. Date accessed: 08/12/2020.
- Velde, F. R. (2020): “What Happened to the US Economy During the 1918 Influenza Pandemic? A View Through High-Frequency Data,” Working Paper Series 2020-11, Federal Reserve Bank of Chicago.