

Dinámica de Transición del Ingreso: Caso Argentino

Dan Boltansky, Lucía Coletes Carmona,
Iñaki Gutiérrez Urquijo y Franco
Passeggi Rendón

Tutor: Dr. Hernán Ruffo

Una tesis presentada para el diploma de la
Licenciatura en Economía

Departamento de Economía
Universidad Torcuato di Tella
Agosto, 2019

Dinámica de transición del Ingreso: Caso Argentino

Dan Boltansky, Lucía Coletes Carmona, and Iñaki Gutiérrez Urquijo y Franco Passegi Rendón

Universidad Torucato Di Tella

Resumen La presente tesis busca estudiar la dinámica del ingreso en Argentina a través de diferentes métodos. En primer lugar, teniendo en cuenta los clásicos modelos macroeconómicos, se realizarán las estimaciones a partir de procesos estocásticos autorregresivos y a partir de allí se desarrollan los siguientes métodos alternativos para comparar los resultados: regresión cuantílica y regresión cuantílica para cada decil del ingreso rezagado. Una segunda dimensión del trabajo llevará a cabo, mediante la comparación de matrices de transición y su implementación, una simulación del ingreso desarrollada a partir de los parámetros estimados en la primera parte. Concluimos que la simulación a partir de la estimación del ingreso usando AR(1) subestima el componente del riesgo en la distribución del ingreso.

Keywords: Dinámica del Ingreso · Regresión Cuantílica · Matriz de transición · Simulación.

1. Introducción

En los modelos macroeconómicos la dinámica del ingreso suele ser estimada a través de procesos estocásticos AR(1). En esta tesis, siguiendo a Krueger y Perri (2005)[3], buscamos comparar la estimación del ingreso que surgirá de un proceso AR(1) con métodos de estimación alternativos. Krueger y Perri (2005)[3] trabajan con la encuesta de gasto del consumidor de Estados Unidos (CE) para replicar diferentes modelos de consumo y analizar sus diferencias¹. Para poder estudiar la dinámica de ingresos trabajamos con el ingreso idiosincrático de cada grupo familiar. Krueger y Perri (2005)[3] explican que dicho ingreso sigue un proceso estocástico AR(1) que lo calibran a partir de los valores estimados en el paper de Storesletten, Telmer y Yaron (2004)[4] que trabajan sobre la misma base de datos. Para replicar dicho procedimiento para el caso Argentino, usamos los datos obtenidos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) y, tomando las variables imprescindibles para el análisis de transiciones, estimamos a través de distintos métodos la dinámica del ingreso.

¹ El artículo compara los modelos SIM (mercados estándar incompletos) y DCM (mercados con restricción de deuda)

Respecto de las variables imprescindibles, estas surgirán de notar que no todas las diferencias de ingreso de corte transversal se deben a shocks idiosincráticos del ingreso, sino a diferencias transversales de los hogares en términos de composición, educación y demás variables observables. Para dar cuenta de este hecho, regresamos el ingreso relativo contra sexo, la interacción entre nivel de educación y edad, trimestre y año. De la regresión obtenemos los residuos, es decir, aquella porción de ingreso que no puede ser explicada por dichas variables. Interpretamos, siguiendo a Krueger y Perri (2005)[3], a aquellos residuos como el ingreso idiosincrático de cada hogar. Una vez obtenidos, pasamos a estimar en primer lugar a través de procesos AR(1) y luego a través de distintos métodos alternativos, la dinámica de transición. Se realizarán las estimaciones para una base que elimina los ingresos reportados que sean cero, y otra que los incorpora. Se llevará a cabo un análisis de estática comparativa evaluando la interacción de dicha variable y los resultados.

Los métodos utilizados son los siguientes:

- procesos AR(1)
- regresión cuantílica
- regresión cuantílica para cada decil del ingreso rezagado ponderando por Kernel Gaussiano

Una segunda dimensión del trabajo buscará, a través del uso de matrices de transición, mostrar nuevamente las diferencias que surgen del ingreso estimado de los datos y del ingreso que surge de una estimación que sigue un proceso AR(1). De ambas estimaciones se calculará la mediana y se aplicará a una función de utilidad de tipo CES sujeta a una restricción presupuestaria. El resultado de la función de utilidad descontada evidenciará la diferencia en la magnitud del riesgo generado en cada método.

La tesis a continuación se desarrolla de la siguiente manera; La sección 2 se compone del análisis de los distintos métodos utilizados para estimar la dinámica de transición. En la sección 3 se detalla cómo se trabajó sobre la base de datos para poder utilizarla a los fines anteriormente descritos. En la sección 4 se pasan a comparar los resultados obtenidos. Se analizan los parámetros y se intenta explicar a qué responden las diferencias encontradas. Posteriormente, en la sección 5, se incluyen dos simulaciones realizadas a partir de las matrices de transición. Finalmente, en la sección 6 concluimos con los puntos principales. Gráficos y tablas se encuentran en el apéndice.

2. Métodos

2.1. Procesos AR(1)

Comenzamos nuestro análisis con la estimación mediante procesos AR(1) para comprobar en que medida el ingreso idiosincrático puede ser explicado por su propia historia, en otras palabras, nos cuestionamos hasta qué punto amerita limitar el estudio de la dinámica del ingreso al método clásico de los

modelos macroeconómicos. Storesletten, Telmer y Yaron (2004)[4] utilizan el Panel Study of Income Dynamics (PSID) para analizar la dinámica del ingreso idiosincrático y obtienen parámetros de autoregresión promediando a un valor de 0,96. Parámetros así de altos justifican el uso de procesos AR(1), es decir, efectivamente el ingreso de hoy esta explicado en un alto porcentaje por el ingreso de ayer. Es necesario comprobar si el mismo ajuste sucede para nuestros datos.

2.2. Regresión cuantílica

Un cuantil es una proporción de una determinada población. Una regresión cuantílica es aquella donde los coeficientes que se obtienen estiman el efecto que tiene la variable explicativa sobre la variable dependiente en un cuantil específico. La palabra cuantil se refiere al caso general pero de aquí en más usaremos específicamente percentiles y deciles. Nos resulta conveniente usar este tipo de regresión ya que estamos trabajando con poblaciones con muchas familias y nos facilita el análisis ordenarlas de menor a mayor ingreso dividiéndolos en dichos percentiles. De esta manera, aquellas familias que se encuentran en el percentil diez son las que pertenecen al 10 % de la población más pobre y aquellas que se encuentran en el percentil cien, forman parte del 10 % con mayores ingresos. Si no definimos sobre qué cuantil estamos viendo el efecto, STATA nos devuelve por default la estimación sobre el cuantil 0,5, lo que coincide con la mediana del ingreso rezagado.

Arellano y Bonhomme (2016)[1] describen las ventajas que brindan las regresiones cuantílicas a la hora de lidiar con interacciones complejas entre covariables. Explican que al trabajar con datos de panel es deseable usar este tipo de regresiones ya que permiten construir modelos flexibles ante la dependencia de heterogeneidad no observada en covariables exógenas o en las condiciones iniciales. A estos efectos, las regresiones cuantílicas brindan una especie de restricción dinámica que sirve para filtrar aquellas partes de la variación en el tiempo que son producto de la heterogeneidad de los coeficientes como resultado de variaciones en las covariables.

Definiendo sobre qué percentil se quiere ver el efecto, se obtiene una regresión específica para cada uno de ellos. Es decir, para cada percentil podemos ver el efecto que tiene el ingreso rezagado sobre el ingreso idiosincrático. La motivación detrás es poder diferenciar los efectos para familias que se encuentran en distintos niveles de ingreso. Con ello, podremos documentar interacciones entre covariables y heterogeneidad en cada nivel del ingreso.

2.3. Regresión cuantílica para cada decil ponderando por Kernel Gaussiano (tomando y_{t-1} para definir los deciles)

Continuando el análisis de las regresiones anteriores obtenemos una regresión cuantílica para cada decil del ingreso rezagado. Es decir, para cada cuantil, tenemos nueve regresiones que muestran el efecto de cada decil del ingreso rezagado en el ingreso idiosincrático presente. Ponderamos dichas estimaciones mediante el uso de Kernel Gaussiano.

La estimación de la distribución de densidad mediante Kernel es un método no paramétrico de estimar la función de densidad de probabilidad de una variable aleatoria. La estimación de la densidad por Kernel resulta fundamental a la hora de suavizar los datos cuando se presenta una muestra de tamaño finito y se desean realizar inferencias sobre la población. Este método nos permite caracterizar una función de distribución a partir de una muestra. Es una función de ponderación no negativa que se usa para ponderar a una observación.

El mencionado “suavizado” se obtiene mediante el parámetro h ; $h > 0$, el ancho de banda o bandwidth. Intuitivamente uno querría definir el ancho de banda lo más chico que la muestra lo permita, sin embargo, se presenta un trade-off entre el sesgo del estimador y su varianza, por lo cual la elección del bandwidth resulta de gran relevancia a la hora de definir un Kernel. En nuestro caso utilizamos un Kernel Gaussiano o Kernel Normal, donde se utilizan la totalidad de las observaciones, a diferencia de otros Kernels. En una dimensión, el Kernel Gaussiano se define como:

$$K(u) = \varphi(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} u^2} \quad (1)$$

En este caso, el ancho de banda solamente determinará las ponderaciones y φ es la función de densidad de la normal estándar.

3. Base de Datos

Los datos fueron extraídos de las bases de microdatos de la EPH del INDEC con una frecuencia anual, desde el segundo trimestre de 2004 hasta el segundo trimestre de 2018. Para poder seguir los criterios de Krueger y Perri (2005)[3] filtramos nuestra muestra de forma tal que la totalidad de las familias cumplan los siguientes requisitos:

- Los jefes de familia tienen entre 26 y 60 años de edad.
- El jefe de familia no cambia con el paso del tiempo.
- El número de miembros de la familia se mantiene constante.
- Las familias tienen a lo sumo 10 miembros.
- Las familias tienen el ingreso familiar per cápita positivo y mayor a cero. En un análisis paralelo se incorporan las familias que registraron ingresos iguales a cero para observar cómo cambian los coeficientes al incluir estas observaciones.

Además, durante la etapa de preparación de los datos se construyeron las siguientes variables:

- El número de miembros menores a 18 años de edad por hogar.
- *mediaing*: el ingreso per cápita familiar promedio.

- y_{rel} : el ingreso de cada familia en relación al ingreso promedio. La ecuación que lo describe es

$$y_{rel} = \ln \frac{1 + IPCF}{mediaing} \quad (2)$$

donde $IPCF$ es el ingreso familiar per cápita

4. Resultados

En esta sección buscaremos comparar los resultados obtenidos a partir de los dos métodos utilizados para estimar la dinámica de transición. Observaremos los resultados de la estimación mediante AR(1) por un lado, y de la regresión cuantílica y la regresión cuantílica para cada decil del ingreso rezagado, por el otro.

A la hora de estudiar dinámicas de ingreso el método elegido para estimar los efectos usualmente es el proceso AR(1) porque suele haber una gran incidencia del ingreso anterior en el ingreso presente. En el *Cuadro 1* se observa el coeficiente estimado de realizar una regresión del ingreso idiosincrático de un periodo contra el de su periodo anterior, mediante un proceso autorregresivo. Podemos ver que el coeficiente que se obtiene de la base reducida, aquella que descarta los ingresos iguales a cero, es mayor que el de la base que los incorpora. Es decir, la base completa estima una menor persistencia del ingreso anterior sobre el presente.

Cuadro 1: Regresión estimada usando un proceso AR(1).

AR (1)	β	SE
base reducida	0,6632664	0,0036699
base completa	0,3323939	0,0046053

Nota: se observa mayor persistencia del ingreso estimada por AR(1) para la base que no incorpora los reportes de ingreso iguales a cero.

Si la dinámica del ingreso siguiese un proceso autorregresivo de primer orden entonces los coeficientes de las regresiones cuantílicas deberían coincidir con aquellos que surgen de las estimaciones con AR(1).

Cuadro 2: Regresión cuantílica para cada percentil

percentil	10	20	30	40	50	60	70	80	90
β	0,721	0,737	0,746	0,746	0,740	0,715	0,683	0,646	0,587

Nota: Se observa que la persistencia del ingreso cae sustancialmente para los tres últimos percentiles, que representan los ingresos más altos.

Cuadro 3: Regresión cuantílica para cada percentil incorporando hogares que indicaron percibir ingreso cero

percentil	10	20	30	40	50	60	70	80	90
β	0,935	0,861	0,796	0,751	0,704	0,649	0,579	0,459	0,159

Nota: Se observa que la persistencia del ingreso es alta para el primer percentil y muy baja para los últimos, especialmente el percentil 9.

Observando los resultados del *Cuadro 2*, encontramos un patrón más detallado de la dinámica del ingreso en los diferentes percentiles. Efectivamente, los coeficientes presentan heterogeneidad en los diferentes niveles de ingreso y principalmente, difieren de los coeficientes del *Cuadro 1*. Si el ingreso idiosincrático siguiese un proceso autorregresivo de primer orden los coeficientes no deberían variar según el percentil en el que se encuentran. La persistencia se mantiene relativamente estable para cada percentil, sin embargo, cae para los últimos tres, en especial para el último. Es decir, para el 10 % de los hogares con mayor ingreso, el ingreso de hoy se encuentra explicado por el ingreso del periodo anterior solamente por un 58 %, por lo que hay un 42 % del ingreso para ese nivel que es producto de shocks no observados.

Si incorporamos en la estimación a aquellos hogares que reportaron un ingreso igual a cero (*Cuadro 3*) vemos que el fenómeno de la heterogeneidad se ve acrecentado. En cuanto al decrecimiento del coeficiente para los últimos percentiles observamos un patrón similar al de la base reducida, pero con magnitudes más pronunciadas. En el percentil del 10 % más pobre de la población se observa una fuerte persistencia del ingreso. Sin embargo, si observamos el último percentil, aquel donde se encuentra el 10 % más rico de la población, el coeficiente arroja un valor de aproximadamente 0,15, el cual es extremadamente bajo si se tienen en cuenta los parámetros usualmente estimados. Al trabajar con una muestra que incluye los ingresos reportados iguales a cero nos alejamos más aún de los supuestos usados en los modelos macroeconómicos donde se trabaja con procesos autorregresivos, en los cuales se asume una fuerte persistencia temporal del ingreso.

La *Figura 1* grafica los errores de la regresión cuantílica contra los percentiles en los que se distribuye el ingreso. Este gráfico permite ver que los shocks no siguen una distribución normal, si lo hicieran, cuando estimamos una regresión cuantílica para cada percentil, deberíamos obtener el mismo coeficiente y los errores estarían capturados por la constante. En la figura observamos que el error y la constante no coinciden. Tal evidencia, nos lleva a argumentar nuevamente la necesidad de estimar el ingreso mediante métodos alternativos a los procesos autorregresivos, como son las regresiones cuantílicas.

La *Figura 2* replica el procedimiento de la *Figura 1* pero lo hace sobre la muestra que incluye los valores de ingreso igual a cero. De esta manera, alejándonos de los supuestos macroeconómicos comprobamos que la distorsión de los

shocks se ve aún más pronunciada. La magnitud de los shocks es mayor tanto para los percentiles más altos como para los más bajos.

Para realizar un análisis más exhaustivo, corremos las mismas regresiones del punto anterior, pero para cada decil del ingreso rezagado ponderándolas por Kernel Gaussiano. Lo que esto nos permite es suavizar los cortes de los percentiles para obtener funciones de densidad acumulada que se asemejen a las de una normal, y de esta manera, hacer más visibles las diferencias con las estimaciones surgidas de procesos autorregresivos. Para dicha estimación usamos un ancho de banda de 0,2. Los coeficientes obtenidos son imputados en una matriz que utilizaremos posteriormente para crear la matriz de transición.

La *Figura 3* y la *4* grafican la heterogeneidad de la autocorrelación surgida de las estimaciones anteriores. Si la dinámica del ingreso efectivamente fuese un AR(1) observaríamos un plano. Estas figuras nos muestran que la heterogeneidad no está definida únicamente según a que decil pertenece el agente, sino también, según los shocks que varían para cada nivel. La heterogeneidad se observa especialmente para los primeros deciles, los cuales son bastante más bajos que el promedio. En la *Figura 4*, la cual incorpora los reportes de ingresos iguales a cero, se observa la misma dinámica pero aún más pronunciada.

5. Matrices de transición y simulación

5.1. Matrices de transición

Como se mencionó anteriormente, en los modelos macroeconómicos típicamente se asume que los procesos estocásticos exógenos siguen un proceso autorregresivo de primer orden. Por ejemplo, en el Modelo de Ciclos Reales estándar, el shock al logaritmo de la productividad se suele asumir que sigue un proceso AR(1) Gaussiano. Cuando se resuelven estos modelos numéricamente, el proceso autorregresivo continuo es usualmente remplazado por una cadena de Markov en tiempo discreto. Para este fin, la literatura suele usar el método hallado por Tauchen (1986)[5] para encontrar cadenas de Markov cuyos senderos de muestra se aproximan adecuadamente a aquellos de vectores autorregresivos. Para procesos AR(1) con baja persistencia, este método puede producir aproximaciones muy precisas. Sin embargo, se deteriora cuando la correlación serial es muy cercana a uno. Estos hallazgos son importantes ya que los estudios macroeconómicos típicamente emplean procesos altamente persistentes, como lo es el ingreso. El método empleado será determinante en la simulación del ingreso que buscamos.

El trabajo de Kopecky y Suen (2009)[2] muestra que el Método de Rouwenhorst supera a otros métodos comúnmente utilizados para simular el ingreso. Es por ello que para crear una matriz de transición a partir de procesos AR (1) recurriremos a ese método. El mismo no está guiado por una particular función de distribución y tiene propiedades superiores comparadas a otras formas de simulación. Kopecky y Suen (2009)[2] prueban que el método puede correctamente igualar cinco características importantes de cualquier proceso AR(1): la media y la varianza condicional e incondicional y la autocorrelación de primer

orden. Estas propiedades hacen más confiable el método de Rouwenhorst para aproximar procesos persistentes, como lo es en este caso el ingreso, y así, generar soluciones al modelo correctas.

Kopecky y Suen (2009)[2] también plantean que la elección del método de aproximación puede tener un gran impacto en las soluciones del modelo simuladas, por lo que es importante destacar que prueban que el método de Rouwenhorst es más robusto que otros respecto a la variación en la persistencia del proceso, el número de puntos usados en la aproximación discreta y el procedimiento usado para generar modelos estadísticos.

Una matriz de transición es una herramienta útil para estudiar la movilidad de la posición cuantílica de datos agregados, en este caso, del ingreso. Las filas (f) de esta matriz indican la posición cuantílica inicial y las columnas (c) indican la posición final. Por lo tanto, si dividimos a la población en deciles, cada elemento de la matriz indica la probabilidad de que un hogar que estaba en el decil f inicialmente termine en el decil c . La diagonal de la matriz de transición nos señala aquellas porciones de la población que se mantuvieron en su decil, es decir aquellos que no percibieron movilidad. Aplicando el método de Rouwenhorst arribamos a la matriz de transición del *Cuadro 7*.

Si miramos la forma de la *Figura 5* podemos apreciar una gran concentración en el sector central, lo que prueba una alta magnitud en los valores de la diagonal de la matriz de transición obtenida. Tal resultado representa una alta probabilidad de que los hogares se mantengan en su decil entre periodos. Esta observación se corresponde con las estimaciones de la primera parte ya que implica que hay una gran incidencia del ingreso del periodo anterior en el ingreso presente, traducido en una alta persistencia, y por contraposición, una baja movilidad. Motivando así el uso del Método de Rouwenhorst para el caso presente.

El *Cuadro 8* replica el procedimiento para la matriz anterior pero lo hace incluyendo aquellos hogares que reportaron percibir ingresos iguales a cero. La representación gráfica de la misma se observa en la *Figura 6* La inclusión de estos ingresos genera una considerable disminución de la magnitud de las probabilidades señaladas en la diagonal. Continúa habiendo una alta persistencia del ingreso, lo cual está representado en una mayor concentración en la diagonal principal, sin embargo, respecto de la situación que excluye los ingresos cero, parecería haber un incremento en la movilidad, lo que suena razonable ya que se suele pensar al reporte de ingresos cero como una situación de desempleo que puede ser entendida como una situación temporal.

Para continuar con la línea del trabajo, buscamos comparar mediante las matrices de transición, las distintas estimaciones de la dinámica del ingreso. Es por ello que para construir una matriz de transición que muestre las estimaciones que surgen de los datos y que, además, sea comparable con las estimaciones surgidas de aplicar el método de Rouwenhorst, tomamos el vector de valores de cortes de ingreso surgido de este método, y lo usamos para definir los deciles de la nueva matriz de transición. Luego, con estos parámetros y con los valores de

los coeficientes de las regresiones cuantílicas a partir de los datos obtendremos una matriz de transición en deciles de ingreso.

En la *Figura 7* se observa un fenómeno similar al caso anterior, pero con menor persistencia para los primeros tres deciles y bastante mayor persistencia para los deciles restantes. Este método nos indicaría que para los deciles más bajos de la población habría mayor probabilidad de movilidad, sin embargo, a partir de los deciles medios la persistencia del ingreso es bastante más alta, por lo que la probabilidad de movilidad se reduce, especialmente para los deciles del medio. Nuevamente, en la *Figura 8*, se replica lo mismo, pero incluyendo aquellos hogares que reportaron percibir ingreso igual a cero, para lo que observamos resultados poco concluyentes. Se observa una muy alta persistencia en los deciles 4, 6 y 7, y por otro lado, una nula probabilidad de mantenerse en el decil 2 y en el último decil. Por lo tanto, la movilidad puede variar seriamente en función del decil original.

Para comparar ambas estimaciones, calculamos la diferencia entre las matrices de transición tanto en el caso en el que se incluyen los ingresos reportados como cero, como en el caso en que se excluyen. Para la *Figura 9* dividimos al análisis en tres partes: los extremos, que representan los saltos grandes entre deciles; el área próxima a la diagonal; y la diagonal en sí. En los extremos podemos ver que la probabilidad de pasar varios deciles en un único salto es mayor en la matriz de los datos que en la de Rouwenhorst. En el sector del medio vemos que la probabilidad de pasar a un decil más cercano (tanto anterior como posterior) es mayor para la matriz de Rouwenhorst. Por último, la persistencia, es decir, la probabilidad de mantenerse en un decil, es mayor para la matriz de los datos que para la de Rouwenhorst.

En síntesis, la diferencia que se observa entre las matrices indica que la matriz obtenida a partir de los datos tiene mayor densidad tanto en la diagonal como en los extremos, lo que parecería generar más volatilidad en el ingreso. Por otra parte, la menor movilidad del ingreso observada en la matriz de transición que usa el método de Rouwenhorst, puede entenderse como una subestimación de los shocks que afectan el ingreso y que determinan la dinámica de movilidad intertemporal.

En la *Figura 10*, donde se observa la diferencia entre las matrices para la base completa, podemos ver que la movilidad representada en los extremos es mayor para la matriz de Rouwenhorst que para la obtenida de los datos. Sin embargo, observando la diferencia negativa en el centro de la figura podemos señalar que tanto la persistencia representada en la diagonal como la movilidad entre los deciles próximos a ella es altamente mayor para la matriz surgida de los datos. La diferencia principal que vemos respecto a la *Figura 9* es que la diferencia negativa de la diagonal principal se ve altamente incrementada. Es decir, al incluir los ingresos cero, la persistencia se ve acentuada para la matriz obtenida a partir de los datos.

5.2. Simulación

En la siguiente sección, con el objetivo de medir el efecto de la volatilidad encontrada sobre el bienestar de los agentes, y basandonos en Kruger y Perri (2005)[3], argumentamos que ambos métodos de estimación del ingreso tienen implicancias diferentes en términos de riesgo, medido en respuesta del consumo ante fluctuaciones idiosincráticas del ingreso. Lo demostramos a través de una simulación que permite aplicar las matrices de transición de los respectivos métodos a una función de utilidad cóncava en sesenta periodos, y así, poder obtener conclusiones respecto al riesgo percibido mediante cada método.

En primer lugar, simulamos la mediana para cada una de las matrices de transición y usamos procesos para cada una de ellas. En segundo lugar, introducimos el siguiente supuesto clave: no habrá posibilidad de ahorro, por lo que en cada periodo el agente consume la totalidad de su ingreso. De esta forma, al exponerlos al riesgo más directamente, podemos observar el efecto de este sobre el ingreso en cada método de estimación. Por lo tanto, planteamos lo siguiente: suponemos un continuo de hogares idénticos que obtienen una utilidad $u(\cdot)$ de consumir un único bien no almacenable. Sea β la tasa de descuento que fijamos en 0,05. Cada hogar tiene una dotación que denotamos y^t , surgida del proceso estocástico de referencia. Sea $y^t = y_0, \dots, y_t$ el historial de realizaciones del proceso que sigue al ingreso. Según el método elegido, cada ingreso tendrá una probabilidad $\pi(y'|y)$ de transición dado su dotación anterior.

La función de utilidad es de tipo CES:

$$U(c_t) = \frac{c_t^{1-\sigma}}{1-\sigma} \quad (3)$$

Descontando cada periodo a la tasa 0,05, donde σ representa el coeficiente de aversión al riesgo fijado en 2, obtenemos un valor presente del ingreso para cada una de los métodos. Respecto del supuesto antes mencionado sobre imposibilidad de ahorro definimos una restricción presupuestaria:

$$c_t = y_t \quad \forall t \quad (4)$$

Por lo tanto, el sistema sobre el que determinamos el riesgo en la distribución de cada ingreso para cada método queda definido como:

$$U(c_t) = \sum_0^t \beta^t \frac{c_t^{1-\sigma}}{1-\sigma} \quad (5)$$

s.t.

$$c_t = y_t$$

El valor esperado que sea menor será aquel que corresponda al método que estime mayor riesgo en la distribución del ingreso.

Cuadro 4: Resultados de la simulación

	Rouwenhorst	Datos
$E(u)$	-25,2290	-26,7207
y_{eqv}	0,7562	0,7140

Nota: se comprara el valor esperado de la utilidad y del ingreso equivalente aplicando las matrices de transición de ambos métodos.

Cuadro 5: Resultados de la simulación a partir de la base de datos que incluye los ingresos cero

	Rouwenhorst	Datos
$E(u)$	-70,7891	-104,4431
y_{eqv}	0,2695	0,1827

Nota: se comprara el valor esperado de la utilidad y del ingreso equivalente aplicando las matrices de transición de ambos métodos.

A partir de los *Cuadros 4 y 5* podemos analizar dos aspectos fundamentales que surgen a la hora de comparar la metodología del estudio de la dinámica de ingresos. Por un lado, la utilidad esperada y por otro, el riesgo estimado en términos de consumo.

En primer lugar, el valor esperado de la utilidad que se obtiene mediante la simulación es mayor para el caso de la matriz de Rouwenhorst que para el caso de la estimación a partir de los datos. Esto se da ya que ante individuos con aversión al riesgo, la estimación de los datos refleja mayor riesgo estimado que la estimación por AR(1). Este fenómeno se ve altamente incrementado para el caso que señala el *Cuadro 5* donde nos alejamos de los supuestos macroeconómicos en los que se implementan procesos AR(1). Esta desigualdad sugiere una heterogeneidad de resultados que cobra relevancia al momento de elegir la metodología.

En segundo lugar, siguiendo el supuesto acerca de la imposibilidad de ahorro, contemplamos al ingreso equivalente como un indicador del riesgo estimado en términos de consumo. Los valores resultantes muestran un ingreso equivalente mayor para la estimación que surge de procesos autorregresivos, tanto en el *Cuadro 4* como en el *Cuadro 5*. En el caso en el que no se incluyen los reportes de ingreso iguales a cero, la diferencia, de 5,58 %, indica que si se estimara la dinámica del ingreso a través de un proceso autorregresivo de primer orden, se estaría subestimando el efecto del riesgo en el consumo. Además, esta subestimación del riesgo que se da en la estimación por AR(1) se mantiene para cualquier grado de aversión al riesgo.

6. Conclusión

En las secciones anteriores se demostraron las diferencias que surgieron a la hora de estimar la dinámica del ingreso con la implementación de un proceso autorregresivo de primer orden por un lado, y regresiones cuantílicas, por el otro.

Las regresiones cuantílicas nos permitieron hacer un análisis más exhaustivo del efecto del ingreso idiosincrático rezagado para los diferentes percentiles de la población. Encontramos diferencias significativas en los distintos niveles, por lo que avanzamos en el análisis de la dinámica de transición para cada grupo. Estimamos tanto para una muestra que excluía aquellos hogares que reportaron percibir un ingreso de cero en algún periodo, como para la muestra que las incluía.

En términos de persistencia, las regresiones cuantílicas mostraron que, para la muestra que discriminaba los ingresos iguales a cero, la persistencia llegaba a su máximo ($\beta=0,746$) para el 10 % de la población que se encuentra en el decil tres. Mientras que en la muestra que los incluía se observó el mismo comportamiento, pero en magnitudes más extremas: una muy alta persistencia ($\beta=0,935$) para el 10 % más pobre de la población y, una muy baja incidencia del ingreso anterior ($\beta=0,159$) para el 10 % más rico.

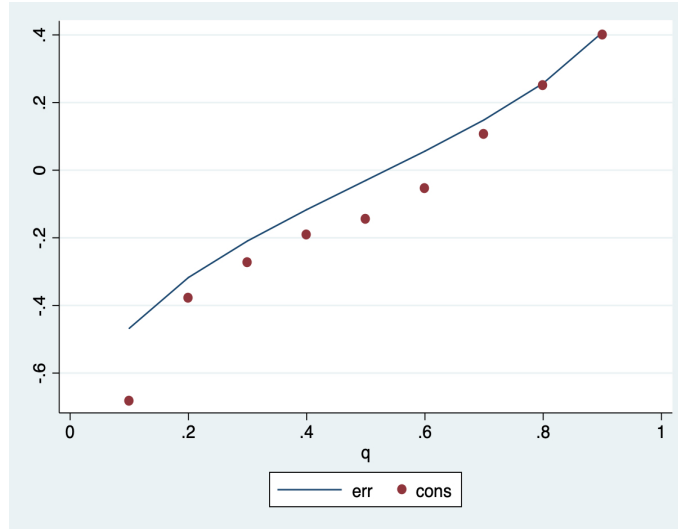
Los resultados anteriores nos indican que la persistencia del ingreso es heterogénea. Si seguimos un proceso autorregresivo de primer orden estamos suponiendo que la persistencia del ingreso es homogénea. Tal suposición generaría una estimación de la dinámica del ingreso que no está siendo modelada de manera completa.

Mediante el uso de matrices de transición, logramos desarrollar un análisis de movilidad que nos permitió efectuar un estudio más accesible de la dinámica de transición de los datos de ingresos agregados.

Con el objetivo de medir las implicancias de la volatilidad del ingreso sobre el bienestar de un agente representativo, aplicamos las matrices de transición a una simulación específica con agentes aversos al riesgo. Ésta nos permitió ver cómo es que, siguiendo los modelos macroeconómicos que suelen asumir que el ingreso sigue un proceso autorregresivo, llegamos a perfiles de consumo e ingreso que subestiman el componente de riesgo que afecta el ingreso. Tal subestimación termina por confirmar la motivación para explorar métodos de estimación alternativos.

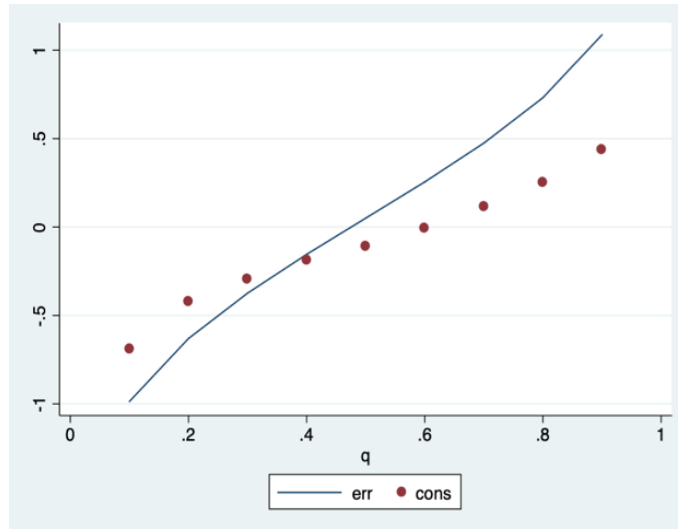
A. Apéndice

Figura 1: Errores de la regresión cuantílica para cada percentil



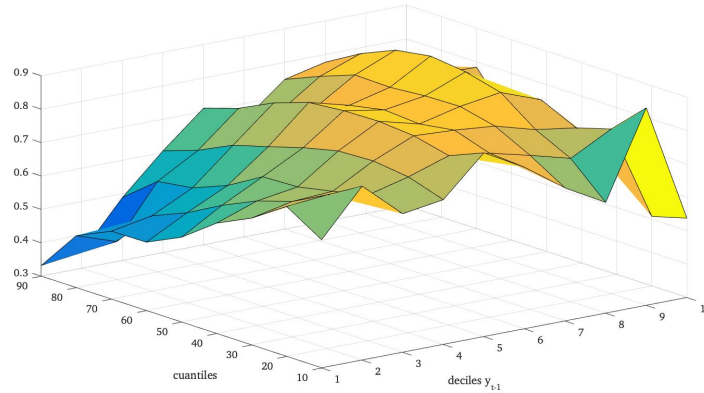
Nota: Si la distribución del ingreso siguiese un proceso AR(1) los errores coincidirían con la constante para todos los percentiles. Al hacer una regresión cuantílica verificamos que este no es el caso. Los percentiles están en el eje de las abscisas.

Figura 2: Errores de la regresión cuantílica para cada percentil incorporando hogares que indicaron percibir ingreso cero



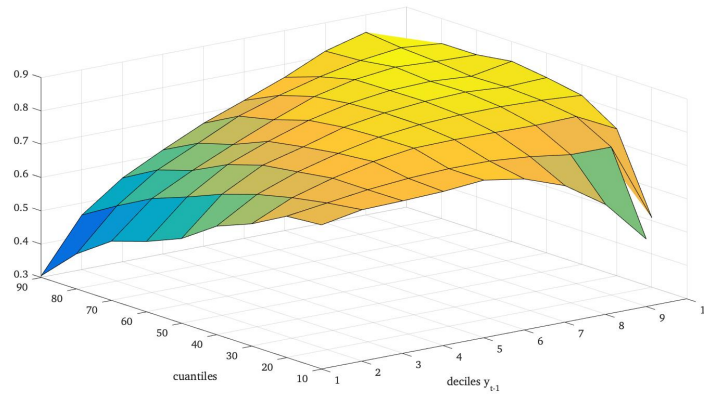
Nota: si la distribución del ingreso siguiese un proceso AR(1) entonces los errores coincidirían con la constante para todos los percentiles. Al hacer una regresión cuantílica verificamos que este no es el caso. Los percentiles están en el eje de las abscisas.

Figura 3: Coeficientes de la regresión cuantílica para cada decil (tomando y_{t-1} para definir los deciles)



Nota: esta figura representa los coeficientes que surgen de la regresión cuantílica para cada decil del ingreso rezagado ponderando por Kernel Gaussiano. Se observa heterogeneidad en los coeficientes.

Figura 4: Coeficientes de la regresión cuantílica para cada decil (tomando y_{t-1} para definir los deciles) a partir de la base que incluye los ingresos cero



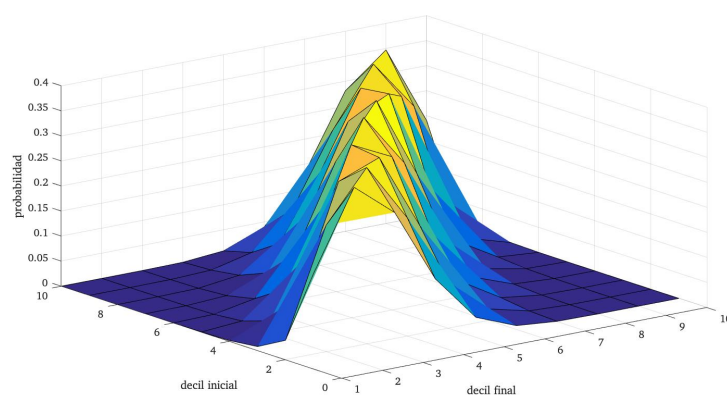
Nota: esta figura representa los coeficientes que surgen de la regresión cuantílica para cada decil del ingreso rezagado ponderando por Kernel Gaussiano. Se observa heterogeneidad en los coeficientes de manera más pronunciada que en la muestra reducida.

Cuadro 6: Matriz de transición estimada a partir del método de Rouwenhorst

decil	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0,19	0,35	0,28	0,13	0,04	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
2	0,04	0,25	0,35	0,24	0,09	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00
3	0,01	0,09	0,31	0,34	0,19	0,06	0,01	0,00	0,00	0,00
4	0,00	0,03	0,15	0,35	0,31	0,14	0,03	0,01	0,00	0,00
5	0,00	0,01	0,05	0,20	0,37	0,26	0,09	0,02	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,02	0,09	0,26	0,37	0,20	0,05	0,01	0,00
7	0,00	0,00	0,01	0,03	0,14	0,31	0,35	0,15	0,03	0,00
8	0,00	0,00	0,00	0,01	0,06	0,19	0,34	0,31	0,09	0,01
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,09	0,24	0,35	0,25	0,04
10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,04	0,13	0,28	0,35	0,19

Nota: los valores de la diagonal indican la probabilidad de que un hogar se mantenga en su decil, estos son más altos que el resto, lo que indica baja movilidad.

Figura 5: Representación gráfica de la matriz de transición utilizando Método de Rouwenhorst



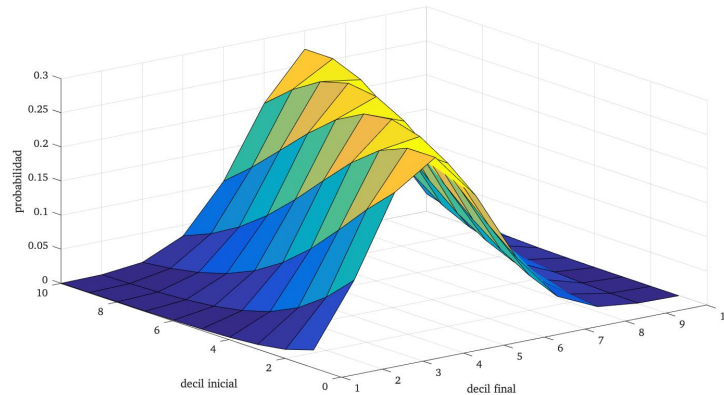
Nota: la elevación de la diagonal representa alta probabilidad de mantenerse en el mismo decil entre dos periodos.

Cuadro 7: Matriz de transición estimada a partir de utilizar el método de Rouwenhorst incluyendo aquellos hogares que reportaron percibir ingreso cero

decil	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0,03	0,12	0,23	0,27	0,21	0,10	0,03	0,01	0,00	0,00
2	0,01	0,08	0,19	0,27	0,24	0,14	0,05	0,01	0,00	0,00
3	0,01	0,05	0,15	0,26	0,26	0,18	0,07	0,02	0,00	0,00
4	0,00	0,03	0,11	0,22	0,28	0,21	0,11	0,03	0,01	0,00
5	0,00	0,02	0,08	0,18	0,27	0,25	0,14	0,05	0,01	0,00
6	0,00	0,01	0,05	0,14	0,25	0,27	0,18	0,08	0,02	0,00
7	0,00	0,01	0,03	0,11	0,21	0,28	0,22	0,11	0,03	0,00
8	0,00	0,00	0,02	0,07	0,18	0,26	0,26	0,15	0,05	0,01
9	0,00	0,00	0,01	0,05	0,14	0,24	0,27	0,19	0,08	0,01
10	0,00	0,00	0,01	0,03	0,10	0,21	0,27	0,23	0,12	0,03

Nota: los valores de la diagonal indican la probabilidad de que una familia se mantenga en su decil, estos son más altos que el resto, lo que indica baja movilidad. La magnitud de las probabilidades es menor que cuando no se incluyen los ingresos cero, por lo que estimamos mayor movilidad que en tal caso.

Figura 6: Representación gráfica de la matriz de transición utilizando Método de Rouwenhorst incluyendo aquellos hogares que reportaron percibir ingreso cero



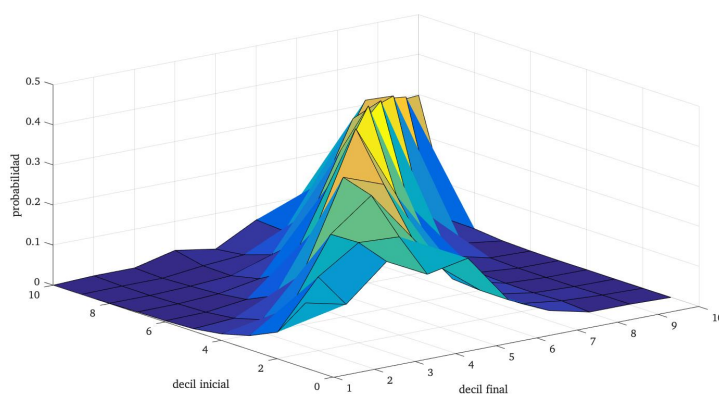
Nota: la elevación de la diagonal representa alta probabilidad de mantenerse en el mismo decil entre dos periodos, es decir, baja movilidad del ingreso. Sin embargo, la magnitud de las probabilidades de la diagonal para cada decil cuando se incluyen los ingresos iguales a cero es muy inferior respecto de cuando se excluyen.

Cuadro 8: Matriz de transición estimada a partir de los datos

decil	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0,16	0,14	0,23	0,17	0,20	0,07	0,03	0,00	0,00	0,00
2	0,07	0,18	0,25	0,25	0,15	0,07	0,02	0,01	0,00	0,00
3	0,03	0,08	0,25	0,33	0,20	0,08	0,02	0,00	0,00	0,00
4	0,02	0,03	0,13	0,35	0,31	0,13	0,03	0,01	0,00	0,00
5	0,01	0,01	0,05	0,20	0,43	0,24	0,06	0,01	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,02	0,07	0,26	0,44	0,18	0,03	0,00	0,00
7	0,00	0,00	0,01	0,03	0,10	0,31	0,41	0,12	0,02	0,00
8	0,00	0,00	0,00	0,01	0,04	0,14	0,34	0,38	0,07	0,01
9	0,00	0,00	0,00	0,01	0,02	0,06	0,17	0,35	0,34	0,05
10	0,00	0,00	0,00	0,03	0,01	0,07	0,09	0,20	0,29	0,30

Nota: los valores de la diagonal indican la probabilidad de que un hogar se mantenga en su decil, estos son más altos que el resto, particularmente para los deciles del medio, lo que indica baja movilidad.

Figura 7: Representación gráfica de la matriz de transición estimada a partir de los datos



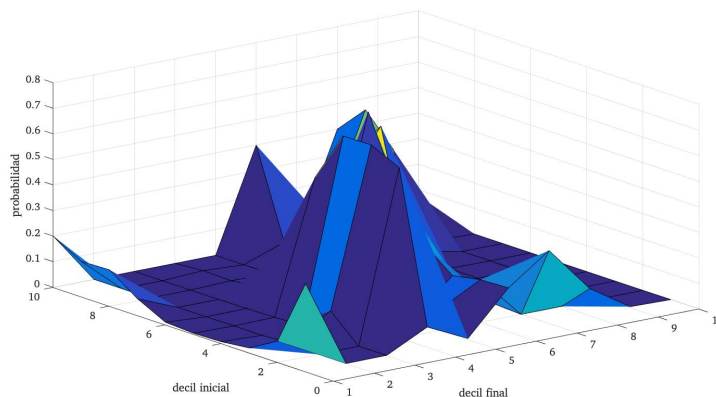
Nota: la elevación de la diagonal representa alta probabilidad de mantenerse en el mismo decil entre dos periodos, es decir, baja movilidad del ingreso. La probabilidad de mantenerse en el mismo decil es particularmente alta para los deciles del medio.

Cuadro 9: Matriz de transición estimada a partir de los datos incluyendo aquellos hogares que indicaron percibir ingreso cero

decil	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0,34	0,00	0,00	0,08	0,00	0,17	0,29	0,11	0,00	0,00
2	0,08	0,00	0,00	0,67	0,08	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00
3	0,02	0,01	0,10	0,72	0,00	0,15	0,01	0,00	0,00	0,00
4	0,01	0,00	0,01	0,72	0,03	0,23	0,01	0,00	0,00	0,00
5	0,00	0,00	0,00	0,52	0,04	0,42	0,01	0,00	0,00	0,00
6	0,01	0,00	0,00	0,21	0,03	0,68	0,07	0,00	0,00	0,00
7	0,07	0,00	0,00	0,02	0,00	0,33	0,55	0,03	0,00	0,00
8	0,14	0,00	0,00	0,01	0,00	0,03	0,42	0,39	0,01	0,00
9	0,14	0,00	0,00	0,01	0,00	0,06	0,11	0,51	0,18	0,00
10	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,40	0,00	0,40	0,00	0,00

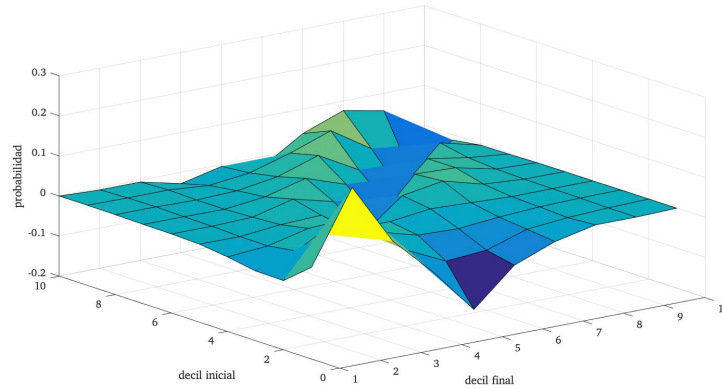
Nota: los valores de la diagonal indican la probabilidad de que un hogar se mantenga en su decil. Se observa alta persistencia para los decil del medio (4, 6 y 7) y muy baja persistencia para el decil 2 y 5.

Figura 8: Representación gráfica de la matriz de transición estimada a partir de los datos incluyendo aquellos hogares que reportaron percibir ingreso cero.



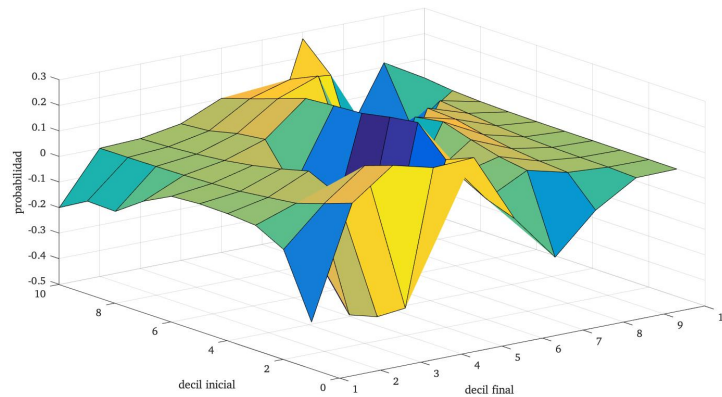
Nota: en este caso el gráfico sigue un patrón poco concluyente. Se observa para ciertos deciles muy poca movilidad y para otros alta.

Figura 9: Representación gráfica de la diferencia entre la matriz que surge de aplicar el método de Rouwenhorst y la obtenida a partir de los datos.



Nota: se observa una diferencia positiva para el sector mas próximo a la diagonal principal y una diferencia negativa para la diagonal en sí.

Figura 10: Representación grafica de la diferencia entre la matriz que surge de aplicar el método de Rouwenhorst y la obtenida a partir de los datos, incorporando aquellas familias que reportaron percibir ingreso cero.



Nota: se observa una diferencia altamente negativa para todo el sector mas próximo a la diagonal principal y para la diagonal en sí.

Referencias

1. Arellano, M., Bonhomme, S.: Nonlinear panel data estimation via quantile regressions. *The Econometrics Journal* Apéndice19(3) (2016), <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/ectj.12062>
2. Kopecky, K.A., Suen, R.M.: Finite state markov-chain approximations to highly persistent processes. *Review of Economic Dynamics* Apéndice13(3) (2010). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.red.2010.02.002>, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1094202510000128>
3. Krueger, D., Perri, F.: Understanding consumption smoothing: Evidence from the u.s. consumer expenditure data. *Journal of the European Economic Association* Apéndice3 (04 2005). <https://doi.org/10.1162/jeea.2005.3.2-3.340>
4. Storesletten, K., Telmer, C., Yaron, A.: Cyclical dynamics in idiosyncratic labor market risk. *Journal of Political Economy* Apéndice112(3) (2004), <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ucp:jpolec:v:112:y:2004:i:3:p:695-717>
5. Tauchen, G.: Finite state markov-chain approximations to univariate and vector autoregressions. *Economics Letters* Apéndice20(2) (1986). [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-1765\(86\)90168-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-1765(86)90168-0), <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0165176586901680>