



Título: THREE ESSAYS ON APPLIED ECONOMETRICS

Nombre: ÁLVAREZ ARANDA, ROCÍO

Universidad: Universidad de Alicante

Departamento: Fundamentos del análisis económico

Fecha de lectura: 24/07/2012

Programa de doctorado: Economía Cuantitativa

Dirección:

- > **Director:** GABRIEL PÉREZ QUIROS
- > **Codirector:** MAXIMO COSME CAMACHO ALONSO

Tribunal:

- > **presidente:** ESTHER RUÍZ ORTEGA
- > **secretario:** M. ANGELES CARNERO FERNANDEZ
- > **vocal:** PILAR PONCELA BLANCO
- > **vocal:** TRINITARIO MANUEL ÑIGUEZ GRAU
- > **vocal:** MANUEL RUÍZ MARÍN

Descriptores:

- > SERIES TEMPORALES ECONOMICAS
- > PROCESOS DE MARKOV

El fichero de tesis ya ha sido incorporado al sistema

- > <http://hdl.handle.net/10045/26697>

Resumen: Esta tesis está compuesta de tres trabajos de investigación que pueden ser leídos independientemente. Los tres capítulos tratan importantes temas en la literatura econométrica, tales como la óptima selección de los datos y la reducción en la incertidumbre en el proceso de estimación.

El aumento del número de series disponibles hoy en día para llevar a cabo un análisis, una estimación o predicción, ha dado lugar a nuevas discusiones sobre el número óptimo y métodos de selección de series para minimizar el error o la incertidumbre en una estimación o predicción. En esta tesis me centro en el problema del número óptimo y selección óptima de series para estimaciones y predicciones de series Macroeconómicas o Financieras con modelos de componentes no observadas, como son los modelos de factores comunes no observados y modelos de cambio de estado mediante procesos de Markov. Sobre este último modelo, mi investigación es novel en el sentido de que introduzco en el segundo capítulo de mi tesis las herramientas necesarias para poder llevar a cabo el análisis sobre el número óptimo y mejores propiedades de la series que serán incluidas en el modelo para realizar una predicción o estimación de la probabilidad de estar en recesión o



en expansión una determinada economía.

Capítulo 1. Finite Sample Performance of Small Versus Large Scale Dynamic Factor Models

Este capítulo es un trabajo conjunto con Máximo Camacho y Gabriel Pérez-Quirós. En este trabajo desarrollamos un profundo análisis de la óptima selección de datos en modelos de factores comunes dinámicos. Estos modelos son principalmente usados para determinar el estado de una economía a partir de un conjunto de indicadores económicos. La idea subyacente en los modelos de factores es que la economía de un país evoluciona de manera conjunta, lo que es generalmente conocido como el ciclo económico.

Como el título del capítulo indica, existen dos corrientes diferenciadas de modelos de factores comunes. Los defensores de los modelos a pequeña escala consideran que para una mejor estimación de los factores se debe realizar una selección exhaustiva de los indicadores. En este caso, los factores se estiman mediante un estimador de Máxima Verosimilitud Exacto vía de Kalman Filter. En esta corriente se encuentran artículos como los de Aruoba, Diebold y Scotti (2009) y Camacho y Pérez Quirós (2010). Por otro lado, los defensores de los modelos a gran escala argumentan que debido a que actualmente hay disponible un gran número de indicadores económicos y a la mayor potencia de los ordenadores es factible realizar estimaciones a partir de una base datos con cientos de indicadores. En este sentido, Stock y Watson (2002a) y Doz, Giannone y Reichlin (2007) introdujeron cada uno de ellos procedimientos para llevar a cabo la estimación de lo factores comunes a partir de una base de datos contiendo más de cien indicadores. Este modelo ha sido utilizado para determinar el estado de la economía en EE.UU. en artículos como Stock y Watson (2002b), Mariano y Murasawa (2003) y Giannone, Reichlin y Small (2008).

En la literatura existen artículos que analizan para los modelos de factores a gran escala si efectivamente cuanto mayor es el número de series se obtiene mejor información y por tanto, se mejora la estimación de los factores. Éste sería el caso de artículos como los de Boivin y Ng (2006) y Caggiano, Kapetanios y Labhard (2011), que concluyen que no siempre al aumentar el número de series se consiguen mejores estimaciones de los factores. De hecho, las propiedades de las series que se añaden en función de si son buenos o malos indicadores determinan las propiedades de las estimaciones. En todo caso, ellos argumentan que a partir de 60 series se empeora la estimación de factores. Aunque aún persiste el problema sobre la selección de esas 60 series.

Lo que nosotros planteamos en nuestra investigación es que si en los artículos en la literatura consideran que en cualquier caso una selección de las variables disponibles es necesario, en qué circunstancias una selección más exhaustiva con un número muy pequeño de series, no más de 10 series, proporciona mejores resultados que una selección más laxa con un mayor número de series para utilizar el factor estimado para llevar a cabo una predicción de una serie determinada.

Un ejemplo real de dos estimaciones de factores con dos bases de datos de distinto tamaño lo encontramos en dos indicadores desarrollados por dos bancos centrales de EE.UU. El banco de la Reserva Federal de Chicago (Federal Reserve Bank of Chicago) elabora el Índice de Actividad Nacional, el Chicago FED National Acitivity



Index, el cual es una estimación de un factor común obtenido de un total de 85 indicadores de la economía de EE.UU. El factor común es obtenido mediante un estimador no paramétrico denominado estimador de Componentes Principales dado por Stock y Watson $\{SW2002a\}$. Por otro lado, el banco de la Reserva Federal de Filadelfia (Federal Reserve Bank of Philadelphia) reporta el Índice de la Condición Económica de Aruoba-Diebold y Scotti, el Aruoba-Diebold and Scotti Business Condition Index, el cual es un índice obtenido a partir de sólo seis indicadores de la economía de EE.UU. El índice es un factor común estimado mediante un estimador de Máxima Verosimilitud exacto. Por lo tanto, estos dos índices proveen dos estimadores del estado de la economía de EE.UU. a partir de dos metodologías distintas. Nuestra investigación aborda la cuestión de si efectivamente sólo 6 indicadores no son suficientes y con más series se obtendría una mejor estimación del estado de la economía, o por el contrario, al incluir un gran número de series en la base de datos podríamos estar introduciendo demasiado ruido en la estimación o tal vez obtener estimaciones sesgadas al estar sobrevalorando una determinada área de la economía de EE.UU.

Para llevar a cabo nuestro análisis realizamos un ejercicio de Monte Carlo en el que generamos un total de cien series a partir de un factor común. Esta base de datos constituirá la base de datos a gran escala. Para obtener la base de datos a pequeña escala, consideramos que las cien series están clasificadas en categorías, por ejemplo, estas categorías representarían indicadores de empleo, índices de producción, índices de precios, etc. Seleccionamos de cada categoría la serie más representativa. Aquí tenemos un problema a la hora de seleccionar la serie más representativa. Con datos reales el criterio del investigador decide la selección de la serie, pero en un ejercicio de Monte Carlo se requiere un procedimiento automático. Por ello, consideramos la serie representativa de una categoría es aquella que tiene el máximo nivel de correlación media con las otras series de la misma categoría.

Una vez que tenemos las dos bases de datos, estimamos vía el filtro de Kalman los factores por un estimador de Máximo Verosimilitud Exacto en el caso de la base de datos de pequeña escala, y un estimador de Máximo Verosimilitud Aproximado dado por Doz, Giannone y Reichlin (2007) para la base de datos a gran escala. Dado que trabajamos con una base de datos ficticia, podemos comparar los factores estimados con los factores creados. Además, como con datos reales esta comparación no se puede llevar a cabo ya que los factores no son observados, creamos una nueva variable a partir de los factores y comparamos la predicción de una serie creada con los verdaderos factores con una predicción de la serie mediante los factores estimados. Los resultados muestran que en ambos casos, tanto en la estimación de los factores como en la predicción de la serie, la selección exhaustiva de los datos proporciona mejores resultados que una selección más laxa cuando las series incluidas en una categoría tienen un alto nivel de correlación en su componente intrínseca, es decir, la correlación entre las series más allá del factor común sigue siendo muy elevada. Éste sería el caso de incluir dos series como el índice de bienes de consumo y el índice de bienes de consumo duraderos. Aparte de la correlación por la situación de expansión o recesión de la economía, por ser dos indicadores desagregados de bienes de consumo la parte idiosincrática de las series están altamente correlacionadas. Además, la correlación temporal produce un efecto negativo en la estimación con una base de datos a gran escala. La razón de este hecho es que el estimador proporcionado por Doz, Giannone y Reichlin (2007) está basado en un estimador estático de los factores, que ellos modifican para introducir la dinámica del factor. Por los resultados, sus intentos de capturar la dinámica del factor no son totalmente satisfactorios.



Para mostrar con datos reales los resultados obtenidos en el ejercicio de Monte Carlo, consideramos la base de datos utilizada en Stock y Watson (2002a). Esta base contiene un total de 146 indicadores de la economía de EE.UU. desde enero de 1959 a diciembre de 1998. Estos indicadores están clasificados en 13 categorías, con lo que seleccionamos una serie representativa de cada categoría de igual modo que en el ejercicio de Monte Carlo. La serie representativa de la categoría es aquella que tiene el máximo nivel medio de correlación con las otras series de la misma categoría. Como serie a predecir consideramos varias series reales, como el índice de producción industrial o el nivel de empleo no agrario, y varias series nominales, como el índice de precios de consumo o el índice de precios de producción. En general, no hay unos claros resultados en favor de un procedimiento u otro en función del tipo de series nominal o real. En cambio, para predicciones a corto plazo los factores estimados de una base de datos a gran escala proporcionan mejores resultados que los factores estimados de una pequeña base de datos a escala. Mientras que la situación se intercambia para predicciones a largo plazo, en las predicciones a largo plazo los factores estimados de una base de datos a pequeña escala dan un error absoluto menor que los factores estimados de una base de datos a gran escala.

En conclusión, nuestros resultados muestran que no hay una clara ventaja en alguno de los dos modelos analizados, aunque sí que mostramos que el problema de selección de variables en la base de datos es importante en los dos modelos, incluso para el de gran escala, ya que categorías sobrevaloradas pueden dar lugar a estimaciones sesgadas de los factores. Los resultados del ejercicio de Monte Carlo también ponen en relieve un problema del estimador a partir de una base de datos a gran escala ante la presencia de alto grado de correlación temporal en los factores.

Capítulo 2. Confidence Intervals for the Probability of Being in a Recession

En el segundo y tercer capítulo de mi tesis paso a analizar modelos de cambios de régimen dirigidos por proceso de Markov en series temporales. Estos modelos son muy utilizados para estimar series que sufren cambios estructurales principalmente en sus medias de un modo cíclico. Por ejemplo, el crecimiento del PIB de una economía crece de media a un ritmo más elevado en expansiones que en recesiones, o la rentabilidad de un activo con periodos de alta rentabilidad y otros de baja rentabilidad. En el caso del crecimiento económico, este modelo ha sido muy utilizado para determinar los estados de expansión y recesión de una determinada economía, donde tiene especial interés la determinación de los puntos en los que se producen los cambios de estados, comúnmente llamados turning points. En la mayoría de los trabajos para llevar a cabo la estimación de los estados de una economía se utilizan más de una serie. Sin embargo, cualquier análisis sobre qué series ayudan a estimar mejor el estado o sobre el efecto que tiene aumentar el número de series sobre la estimación de la probabilidad de estar en recesión siempre se ha hecho comparando los periodos de recesión o expansión estimados con los dados por el National Bureau of Economic Research (NBER). Pero para otro tipo de series como las financieras no se dispone de una referencia como la del NBER para los ciclos económicos. El principal motivo de escasa literatura sobre un análisis detallado de las propiedades del estimador de la probabilidad de recesión se debe a la ausencia de alguna medida que permita conocer el grado de incertidumbre asociada a ese estimador. Por ello, en el segundo capítulo de la tesis muestro que el estimador de la probabilidad de recesión mediante un filtro de Hamilton tiene asintóticamente una distribución normal. Así que la varianza asintótica del estimador puede ser usada como una medida de la incertidumbre del estimador.



Además, a partir de la distribución asintótica del estimador se pueden determinar intervalos de confianza de la probabilidad de estar en recesión.

La idea clave para la demostración de la distribución asintótica del estimador de la probabilidad de recesión mediante el filtro de Hamilton es que el estimador es una transformación continua y no lineal del estimador del vector de parámetros del modelo. Por tanto, como los estimadores de los parámetros tienen distribución normal, como es demostrado por Bickel, Ritov y Ryden (1998), por el método delta se obtiene que el estimador de la probabilidad de recesión también tiene distribución asintótica normal.

Alternativamente, también incluyo en el capítulo dos algoritmos para intervalos de confianza mediante Bootstrap, uno paramétrico y otro no paramétrico. En el caso de Bootstrap no paramétrico he utilizado Bootstrap de Bloques Móviles (Moving Block Bootstrap) ya que considero que es el que mejor se ajusta a la serie temporal con cambios de estados, es decir, en el modelo la serie alterna entre periodos de expansión y periodos de recesión con lo que cada bloque se puede identificar con un ciclo económico. El tamaño del bloque vendrá dado por los parámetros del modelo. En cualquier caso, para los dos tipos de Bootstrap, paramétrico y no paramétrico, el algoritmo que describo en el capítulo es una adaptación al filtro de Hamilton del algoritmo dado por Rodríguez y Ruiz (2011) para un filtro de Kalman.

Para analizar las propiedades de los distintos intervalos de confianza descritos realicé un ejercicio de Monte Carlo. A partir de una serie creada siguiendo las ecuaciones que describen el modelo estimo el vector de parámetros del modelo y la probabilidad de estar en recesión, calculo los intervalos de confianza a partir de la distribución normal asintótica y mediante Bootstrap. Repito este proceso mil veces, y determino la probabilidad de cobertura, que es el porcentaje de veces en las mil repeticiones que la probabilidad filtrada de recesión con los valores reales de los parámetros está contenida en el intervalo de confianza determinado. Además, calculo la amplitud media de los intervalos de confianza a lo largo de las mil repeticiones para cada instante de tiempo. Los resultados muestran que los intervalos de confianza mediante Bootstrap, especialmente para tamaños muestrales pequeños (un periodo de tiempo de tamaño 50), tiene ligeramente mayor probabilidad de cobertura, aunque también mayores amplitudes que los intervalos de confianza de la distribución asintótica normal. Sin embargo, a medida que el tamaño muestral incrementa, la probabilidad de cobertura de todos los intervalos de confianza alcanzan valores similares, mientras que las amplitudes de los intervalos de confianza mediante Bootstrap se mantienen mayores que las de los intervalos de confianza a partir de la distribución normal.

Un resultado interesante de los intervalos de confianza estimados es que su amplitud siempre incrementa en los puntos de cambio de estado, para después disminuir a medida que una expansión o recesión se consolida. Este resultado nos indica que los intervalos de confianza pueden ser una herramienta muy útil para detectar los puntos de cambio de estado con datos reales. De hecho, para mostrar este resultado considero la tasa de crecimiento trimestral del PIB de EE.UU. desde el primer trimestre de 1959 al segundo trimestre de 2011 y los puntos de cambio de estado dados por el NBER ¹. Y efectivamente, con los datos reales las amplitudes de los intervalos de confianza son mayores en los puntos de cambio dados por el NBER que en las expansiones y las recesiones. Además, los intervalos de confianza proporcionan mayores evidencias de cambios de estado que la estimación puntual de la probabilidad de estar en recesión del filtro de Hamilton. Así



por ejemplo, para la recesión que comenzó en Diciembre de 2007, la probabilidad de recesión en esa fecha era de 0.4, que se acerca al 0.5 que es la probabilidad estipulada a partir de la cual se determina que la economía está en recesión. En cambio, los límites de los intervalos de confianza son 0.03 y 0.6 para el intervalo de confianza a partir de la distribución normal, y 0.03 y 0.8 para el intervalo de confianza a partir del Bootstrap de Bloques Móviles, lo que refleja que el posible valor verdadero de la probabilidad de recesión del filtro de Hamilton puede ser mayor que el estimado, dando mayor evidencia de un posible cambio de estado.

Cuando los intervalos de confianza son estimados en una base de datos en tiempo real los resultados obtenidos anteriormente se mantienen. Vuelvo a considerar la misma serie, tasa de crecimiento del PIB de EE.UU., y en el mismo periodo, primer trimestre de 1959 al segundo trimestre de 2011, pero ahora en tiempo real con datos tomados desde el primer trimestre de 1966 hasta el primer trimestre de 2012. En general, todos los intervalos de confianza son ligeramente mayores en tiempo real, pero aún así se observa cómo en los puntos de cambio de estado incrementa la amplitud de los intervalos de confianza y a continuación decrecen a medida que la expansión o recesión se consolida. Además, la mayor amplitud a partir del 1985 pone en relieve el hecho conocido como desaceleración de la economía, en el que las diferencias en la economía durante las expansiones y las recesiones ya no son tan abruptas como en periodos anteriores con lo que resulta más complicado determinar el estado real de la economía.

Por la tanto, la contribución de la investigación llevada a cabo en este artículo es crucial en el sentido de que es la primera vez que se determina una distribución asintótica de la probabilidad de estar en recesión, y en el que se introduce una medida de la incertidumbre de la estimación de dicha probabilidad. Además, se derivan varios procedimientos para obtener intervalos de confianza de la probabilidad de estar en recesión por el filtro de Hamilton, a partir de la distribución normal asintótica y mediante Bootstrap paramétrico y no paramétrico (Moving Block Bootstrap). Y finalmente, las aplicaciones prácticas de los intervalos de confianza derivados han resultado ser de gran utilidad para detectar con mayor evidencia los cambios de estado de una economía que únicamente la estimación de la probabilidad de estar en recesión.

Capítulo 3. Improving Inferences about the State of an Economy

Como ya indiqué en la introducción del capítulo anterior, para llevar a cabo un análisis sobre el efecto de incluir más series en la estimación de la probabilidad de estar en recesión requería de una medida de la incertidumbre de la estimación de dicha probabilidad. Hasta ahora este análisis se ha realizado comparando los periodos de recesión y expansión estimados con los dados por el NBER. Con la varianza asintótica del estimador de la probabilidad de estar en recesión y con los intervalos de confianza podemos evaluar si al incluir una nueva serie no sólo si la nueva estimación de los periodos de recesión y expansión mejoran con respecto al dado por el NBER, sino también si se reduce el nivel de incertidumbre de la estimación de la probabilidad de estar en recesión.

A partir de un ejercicio de Monte Carlo, analizo cómo varían la varianza asintótica de la probabilidad de estar en recesión mediante un filtro de Hamilton y la amplitud de los intervalos de confianza bajo diferentes características de un conjunto de series creadas. En particular, analizo el efecto de incluir series con diferente calidad de información, en el sentido de que el proceso de dos estados es mejor o peor detectable. Esta calidad



de información de las series es medida como la diferencia entre las medias de las series en cada uno de los estados, y variabilidad de la componente error de la serie. Así, cuanto mayor es la distancia entre las medias y menor la varianza del error de las series mejor es detectado el proceso Markov de dos estados que determina los estados de expansión o recesión de las series. Los resultados del ejercicio de Monte Carlo muestran que incluso cuando series con buenas cualidades son añadidas a la base de datos para el proceso de estimación, la varianza asintótica de la probabilidad de recesión estimada mediante un filtro de Hamilton o las amplitudes de los intervalos de confianza pueden incrementar. Esto hecho es debido a que cuantas más series son incluidas en el modelo el número de parámetros a estimar es mayor, lo que incrementa la incertidumbre del estimador de la probabilidad de recesión ya que este estimador está basado en una transformación del estimador de los parámetros del modelo. Por lo tanto, la información contenida en la nueva serie añadida al modelo tiene que ser suficientemente buena para poder contrarrestar el efecto negativo del incremento en el número de parámetros. Este efecto es más notorio para tamaño muestrales pequeños ($T=50$), ya que las diferencias disminuyen cuando crece el tamaño muestral.

Para un análisis con datos reales considero cuatro indicadores mensuales popularmente utilizados en la estimación del estado de la economía de EE.UU., que son el índice de producción industrial (industrial production index), nivel de empleo no agrario (non agricultural employment), renta real menos transferencias (real income less transfers) y ventas reales de manufactura y comercio (real manufacturing and trade sales), en el periodo de enero de 1967 a febrero de 2012. Partiendo de la serie de índice de producción industrial, sólo se disminuye la amplitud de los intervalos de confianza de la probabilidad de estar en recesión cuando se añade la serie nivel de empleo no agrario. En cambio, con las otras dos series se aumenta tanto la varianza asintótica del estimador como la amplitud de los intervalos de confianza. Esto nos dice que la posible información que nos puede aportar las series renta real menos transferencias y ventas reales de manufactura y comercio no es suficiente para contrarrestar el efecto negativo por aumentar el número de parámetros en el modelo. Por el contrario, si las dos series índice de producción industrial y nivel de empleo no agrario son usadas conjuntamente en vez de independientemente para la estimación de la probabilidad de recesión se obtiene para los periodos de expansiones y recesiones menor varianza asintótica y menor amplitud de los intervalos de las probabilidades de recesión mediante el filtro de Hamilton. Esta reducción no se aprecia en cambio en los puntos de cambio de estado. Para algunos inicios o finales de periodos de recesión se aprecia un aumento en la amplitud de los intervalos de confianza de la probabilidad de recesión. Aunque el aumento de la amplitud revela un mayor nivel de desconocimiento sobre el estado de la economía en esa fecha, este hecho tiene también un aspecto positivo ya que nos indica posibles mayores valores de la probabilidad de recesión de la que estimamos, dando mayor soporte a la posibilidad real de un cambio de estado. Uno de los motivos de las mayores amplitudes de los intervalos de confianza de las series en los puntos de cambio de estado está debido a que no todas las series reaccionan simultáneamente a los cambios de estado. Es bien conocido, por ejemplo, la mayor lentitud en la recuperación del empleo tras un periodo de crisis que la recuperación del índice de producción industrial. Si alguna o las dos de las otras dos series son añadidas al índice de producción industrial y nivel de empleo no agrario, de nuevo vuelven a aumentar los intervalos de confianza en los periodos de expansión y recesión. Por lo tanto, los mejores resultados en cuanto a menor varianza asintótica y menores amplitudes de los intervalos en las expansiones y recesiones se obtiene cuando en el modelo sólo se consideran dos series, el índice de producción industrial y el nivel de empleo no agrario.



En un análisis en tiempo real en el periodo de enero de 1967 a enero de 2012 y con datos en tiempo real desde enero de 1972 a febrero de 2012, los resultados son similares al análisis en tiempo no real. El índice de producción industrial junto con el nivel de empleo no agrario proporcionan menores amplitudes de los intervalos de confianza de las probabilidades de estar en recesión que los intervalos de confianza considerando individualmente cada serie. Es significativo que en tiempo real, la amplitud de los intervalos de confianza en la última recesión de diciembre de 2007 a junio de 2009 eran menores que la de los intervalos de confianza en tiempo no real. Sin embargo, en los puntos de cambio sigue apareciendo mayor amplitud de intervalos debido a las diferentes velocidades de reacción al comienzo de una crisis y de recuperación tras una recesión de las distintas series.

Por lo tanto, los tres Capítulos que componen mi tesis tratan temas importantes en la literatura econométrica, la selección óptima de los datos y la reducción de la incertidumbre en el proceso de estimación.

En el Capítulo 1 se han analizado las propiedades de dos estimadores en dos modelos de factor común basados en dos ideologías diferentes. La primera de ellas considera que dada la disponibilidad de un número mayor de series económicas en la actualidad, se deberían utilizar las máximas posibles para extraer la información del factor común de los datos. En cambio, la ideología más clásica considera que al incluir un gran número de series se puede distorsionar la estimación del factor, y por ello se debe llevar a cabo una selección exhaustiva de las series a las que extraer el factor común. Nuestra conclusión a partir de un ejercicio de Monte Carlo, es que no existe un procedimiento que siempre funcione mejor que el otro, y que son las características de los datos las que determinan qué procedimiento debe usarse. Si las series están clasificadas según pertenecen a un sector de la economía, elegir una serie representativa de cada sector produce mejores resultados estimando el factor común si el nivel de correlación no debida al factor común de las series dentro de las categorías tiene un peso relativo en la correlación total muy elevado. Un ejemplo de esta situación sería cuando introducimos datos agregados y sus correspondientes desagregados.

En los Capítulos 2 y 3 paso a analizar modelos de cambios de régimen determinados por una cadena de Markov. Estos modelos son muy utilizados para estimar series que sufren cambios estructurales principalmente en sus medias de un modo cíclico. Por ejemplo, el crecimiento del PIB de una economía que crece de media a un ritmo más elevado en expansiones que en recesiones, o la rentabilidad de un activo con periodos de alta y baja rentabilidad. En este modelo cuando se quería analizar si la estimación de estar en recesión, por ejemplo, mejoraba al incluir una nueva variable en el modelo, la única alternativa posible era comparar si los periodos de expansión y recesión mejoraban con respecto a los datos por el NBER. Pero para otras series, como las financieras, en las que no hubiera esta referencia no sería posible llevar a cabo el análisis. Esta ausencia de medida de la variabilidad del estimador de la probabilidad de estar en cada uno de los estados es lo que he cubierto con mi investigación en el Capítulo 2. He derivado una distribución asintótica normal del estimador de la probabilidad de estar en cada uno de los estados que permite determinar la varianza asintótica del estimador y además calcular intervalos de confianza de las probabilidades de los estados mediante el filtro de Hamilton. Además de cómo construir los intervalos de confianza de las probabilidades de los estados a partir de la distribución asintótica normal, muestro cómo calcular intervalos de confianza mediante Bootstrap en este modelo. A través de un ejercicio de Monte Carlo analizo las propiedades de los intervalos de confianza



derivados comparando sus probabilidades de cobertura y las amplitudes de los intervalos de confianza. Los resultados muestran que los intervalos de confianza mediante Bootstrap tienen mejor probabilidad de cobertura que los intervalos de confianza normales especialmente para tamaños muestrales pequeños ($T=50$), aunque a costa de tener mayores amplitudes. Las diferencias entre las probabilidades de cobertura de los intervalos de confianza se reducen cuando el tamaño muestral crece, y son prácticamente iguales para una muestra de tamaño $T=300$, aunque las amplitudes de los intervalos de confianza mediante Bootstrap siempre son ligeramente mayores.

Una vez que he comprobado en el Capítulo 2 que los intervalos de confianza tienen propiedades satisfactorias, en el Capítulo 3 los he utilizado para analizar el efecto de incrementar el número de series en el modelo para la estimación de las probabilidades de estar en recesión. Los resultados utilizando un ejercicio de Monte Carlo muestran que aunque las series añadidas tengan buenas cualidades para detectar los estados de expansión y recesión, el incluirlas en el modelo no siempre mejoran los resultados en el sentido de que pueden aumentar la amplitud de los intervalos de confianza de la probabilidad de estar en recesión. Esto es debido a que al aumentar el número de series en el modelo, se aumenta el número de parámetros. Y puesto que el estimador de la probabilidad de estar en recesión es una transformación de los estimadores de los parámetros, la variabilidad del estimador incrementa al incrementar el número de parámetros.