

Modelos Econométricos No Lineales:
Dos Aplicaciones a la Economía Venezolana



Luis Rafael Boscán F.
Facultad de Ingeniería

Universidad de Los Andes

Trabajo especial de grado para optar al título de
Magister Scientiae en Modelado y Simulación de Sistemas

Abril de 2009

C.C. Reconocimiento

Resumen

En el presente trabajo especial de grado se exponen dos técnicas diferentes de modelado econométrico no lineal y se aplican al estudio de dos problemas de la economía venezolana. En primer lugar, se presenta detalladamente una estrategia de modelado basada en inferencia estadística debida a Medeiros (2006) para especificar, estimar y evaluar modelos Autoregresivos - Red Neuronal Artificial destinados al pronóstico de series temporales. La mencionada estrategia se aplicó al pronóstico de la inflación mensual de Venezuela y la muestra empleada constó de 703 datos mensuales, que inicialmente abarcaron el período 1950:01-2004:05 hasta completar el período 1950:01-2008:07. Los resultados hallados fueron satisfactorios en tanto que los pronósticos permitieron capturar la volatilidad de la serie temporal en cuestión. En segundo lugar, se estudió la dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio de Venezuela. Para ello - empleando una serie trimestral que abarcó el período 1984:01-2006:04 - se partió de una estimación simple de la relación de largo plazo existente entre el tipo de cambio real y sus determinantes y, seguidamente, se verificó la existencia de una relación no lineal de cointegración mediante el ajuste de un modelo Autoregresivo de Transición Suave (STAR) estacionario al término del error de la anteriormente mencionada estimación. El hallazgo de una relación no lineal de cointegración permitió especificar un Modelo No Lineal de Corrección del Error (MNLCE) que caracteriza un ajuste no lineal y asimétrico - que depende del signo y de la magnitud - de los desalineamientos del tipo de cambio real con respecto a su nivel de largo plazo. Tal resultado concuerda con otros hallazgos similares para economías en vías de desarrollo.

Índice general

Resumen	II
Índice de figuras	V
Índice de cuadros	VII
Introducción	IX
1. Planteamiento del Problema	1
1.1. ¿Qué es econometría?	1
1.2. El contexto técnico y metodológico de la investigación	3
1.2.1. Aspectos metodológicos de la Econometría	3
1.2.2. Aspectos técnicos: linealidad y no linealidad en Econometría	7
1.3. Los modelos y aplicaciones de nuestro interés	13
1.4. Objetivos	17
2. Marco Teórico	19
2.1. Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)	19
2.1.1. El modelo	20
2.1.2. La estrategia de modelado	22
2.1.2.1. Tres etapas en la estrategia de modelado	23
2.1.2.2. Selección de variables a ser incluidas	24
2.1.2.3. Estimación de parámetros	25
2.1.2.4. Selección de valores iniciales y aspectos computacionales	26
2.1.2.5. Determinación del número de unidades ocultas	27

ÍNDICE GENERAL

2.1.2.6.	Evaluación del modelo estimado	31
2.1.2.7.	Otras consideraciones relevantes	32
2.2.	Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela	33
2.2.1.	La estrategia de modelado	36
2.2.1.1.	Pruebas de linealidad y modelado dinámico no lineal	40
2.2.1.2.	Consideraciones relevantes: estimación de parámetros	45
3.	Resultados de las aplicaciones	46
3.1.	Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA) . . .	46
3.1.1.	La data	46
3.1.2.	Especificación, estimación y pronóstico	49
3.1.2.1.	Etapas de especificación: selección de rezagos a ser incluidos	49
3.1.2.2.	Etapas de especificación: prueba de linealidad con $H_0 : h = 0$ neuronas	53
3.1.2.3.	Especificación - estimación: selección de la cantidad de neuronas a incluir en el modelo	53
3.1.2.4.	Pronóstico de la inflación mensual de Venezuela .	65
3.2.	Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela	65
3.2.1.	La data	65
3.2.1.1.	El Índice Real de Cambio Efectivo (IRCE)	71
3.2.1.2.	Índice de productividad relativa	74
3.2.1.3.	Precios Reales del Petróleo	78
3.2.1.4.	Diferencial de tasas de interés reales	80
3.2.1.5.	Activos externos netos	85
3.2.2.	Cointegración no lineal y modelo no lineal de corrección del error (MNLCE)	90
	Conclusiones	102
	Bibliografía	106

Índice de figuras

2.1. Tres etapas de la estrategia de modelado (modelo AR-RNA)	23
2.2. Índice Real de Cambio Efectivo (IRCE) 1986:01-2006:04	35
3.1. Inflación mensual de Venezuela 1950:02-2008:08	48
3.2. Pronósticos de la inflación mensual de Venezuela (modelos tipo 1) e inflación mensual observada 2004:06 - 2008:08	67
3.3. Pronósticos de la inflación mensual de Venezuela (modelos tipo 2) e inflación mensual observada 2004:06 - 2008:08	68
3.4. Pronósticos de la inflación mensual de Venezuela provenientes de modelo AR(5) e inflación mensual observada 2004:06 - 2008:08	69
3.5. Índice Real de Cambio Efectivo diferenciado ($\Delta irce$). 1984:02- 2006:04	75
3.6. Índice de Productividad Relativa de Venezuela (<i>iprod</i>). 1984:01- 2006:04	76
3.7. Índice de Productividad Relativa de Venezuela diferenciado ($\Delta iprod$). 1984:02-2006:04	77
3.8. Precio Real de la Cesta Petrolera Venezolana (<i>prpetro</i>). 1984:01- 2006:04	79
3.9. Precio Real de la Cesta Petrolera Venezolana diferenciado ($\Delta prpetro$). 1984:02-2006:04	80
3.10. Diferencial de tasas de interés reales entre Venezuela y Estados Unidos (<i>dti4bd</i>) 1984:01-2006:04	83
3.11. Diferencial de tasas de interés reales entre Venezuela y Estados Unidos diferenciado ($\Delta dti4bd$) 1984:02-2006:04	83

ÍNDICE DE FIGURAS

3.12. Activos Externos Netos de Venezuela medidos a través de las Reservas Internacionales Netas del Banco Central de Venezuela (BCV) como porcentaje del PIB ($aenb$) 1984:01-2006:04	87
3.13. Activos Externos Netos de Venezuela medidos a través de las Reservas Internacionales Netas del Banco Central de Venezuela (BCV) como porcentaje del PIB, diferenciada ($\Delta aenb$) 1984:02-2006:04	88
3.14. Datos ajustados por el MNLCE y serie original.	98
3.16. Función de transición del MNLCE y $\Delta irce$	101

www.bdigital.ula.ve

Índice de cuadros

3.1. Estadísticos descriptivos estimados para la inflación mensual de Venezuela. Período 1950:02-2008:08	48
3.2. Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) aplicadas a la serie de inflación mensual de Venezuela. 1950:02-2008:08	49
3.3. Selección de rezagos relevantes según Criterio de Selección de Modelos (CSM) 1950:02 - 2006:05	51
3.4. Selección de rezagos relevantes según Criterio de Selección de Modelos (CSM) 1950:02 - 2008:07	52
3.5. Resultados de la sucesión de pruebas de linealidad para los Modelos tipo 1. 1950:02-2006:05	54
3.6. Resultados de la sucesión de pruebas de linealidad para los Modelos tipo 1. 1950:02-2008:07	55
3.7. Resultados de la sucesión de pruebas de linealidad para los Modelos tipo 2. 1950:02-2006:05	56
3.8. Resultados de la sucesión de pruebas de linealidad para los Modelos tipo 2. 1950:02-2008:07	57
3.9. Significatividad estadística (α) de las pruebas de linealidad.	59
3.10. Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 1. 1950:02-2006:05	61
3.11. Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 1. 1950:02-2006:05	62
3.12. Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 2. 1950:02-2006:05	63

ÍNDICE DE CUADROS

3.13. Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 2. 1950:02-2008:07	64
3.14. Pronóstico de un paso de los Modelos tipo 1, tipo 2 y AR(5). 2004:06-2008:08	66
3.15. Pruebas de raíces unitarias realizadas a la serie del <i>irce</i> . 1984:01-2006:004	73
3.16. Pruebas de raíces unitarias realizadas a la serie del Índice de Productividad Relativa de Venezuela <i>iprod</i> . 1984:01-2006:04	78
3.17. Pruebas de raíces unitarias realizadas a la serie de los Precios Reales del Petróleo (<i>prpetro</i>). 1984:01-2006:04	81
3.18. Pruebas de raíces unitarias realizadas al diferencial de la tasa de interés entre Estados Unidos y Venezuela (<i>dti4bd</i>). 1984:01-2006:04	85
3.19. Pruebas de raíces unitarias realizadas a los Activos Externos Netos de Venezuela medidos a través de las Reservas Internacionales Netas del Banco Central de Venezuela (BCV) como porcentaje del PIB. 1984:01-2006:04	88
3.20. Resumen de los resultados de las pruebas de raíces unitarias aplicadas a las variables empleadas en la estimación de la Dinámica No Lineal del Tipo de Cambio Real de Equilibrio de Venezuela.	89
3.21. Pruebas de cointegración lineal para <i>irce</i> y sus determinantes. 1984:01-2006:04	91
3.22. Parámetros estimados de la relación de cointegración (3.16).	92
3.23. Resultados de las pruebas de linealidad realizadas a $\hat{u}_{1t}$	93
3.24. Resultados de las pruebas de linealidad realizadas a $\hat{u}_{2t}$	94
3.25. Parámetros de los modelos STAR de $\hat{u}_{2t}$	95
3.26. Pruebas de linealidad (2.20) realizadas al Modelo lineal de Corrección del Error.	97
3.27. Pruebas de linealidad (2.20) realizadas al Modelo lineal de Corrección del Error anidado en el MNLCE.	99

Introducción

El paradigma de linealidad ha sido dominante en el ámbito del modelado econométrico. Buena parte de los conceptos más importantes de la disciplina - tanto teóricos como prácticos - ha sido planteada de acuerdo con él. Desde el más sencillo modelo de regresión hasta el concepto de cointegración; los econométristas siempre han asumido generalmente que la relación existente entre las variables es lineal.

Sin embargo - y aun cuando los modelos lineales han provisto a los economistas con pronósticos adecuados - desde hace un buen tiempo, autores como Georgescu-Roegen (1966) y Georgescu-Roegen (1971) han reconocido que la teoría económica debería ser planteada en términos no lineales porque las relaciones entre variables económicas son inherentemente no lineales, debido al “residuo cualitativo” que las caracteriza. En sus escritos, explicaba que el paradigma científico que permitió cuantificar las relaciones económicas - la física newtoniana - es, en realidad inadecuado por ser lineal y, por lo tanto, siempre restará una magnitud no lineal que no puede ser incorporada a los modelos lineales que relacionan variables económicas.

Por otra parte, el espectacular avance de la capacidad de cómputo experimentado en años recientes, aunado al descenso de su costo, ha permitido a los investigadores hacer uso de modelos que antes eran sencillamente prohibitivos. Esta renovada disponibilidad de herramientas - de acuerdo con Swanson & Frances (1999) - le ha permitido a los econométristas modelar más adecuadamente un sistema que desde siempre han sabido no lineal.

En tal sentido, el principal objetivo del presente trabajo especial de grado es estudiar modelos econométricos no lineales y aplicarlos a problemas de la economía venezolana. Cabe destacar que si bien la econometría no lineal ha evolucionado

nado sustancialmente en los últimos años, su aplicación a la economía venezolana es aun incipiente. Es por ello que, sin pretensiones de convertirse en referencia definitiva, es innovador realizar un trabajo de esta naturaleza porque indaga en un línea de investigación que continuará evolucionando.

El primero de los modelos que se abordan es el Autorregresivo - Red Neuronal Artificial. Este modelo, que se construyó siguiendo una estrategia de modelado debida a Medeiros (2006), se destinó al pronóstico de la inflación mensual de Venezuela. Con esta finalidad, se dispusieron 703 datos mensuales del Índice de Precios al Consumidor del Área Metropolitana de Caracas (IPC), para construir ventanas expansivas que inicialmente abarcaron el período 1950:01-2004:05 y que, al incorporar un nuevo dato cada vez que se realizaba cada pronóstico, abarcó el período 1950:01-2008:07.

El segundo de los modelos estudiados fue el Autorregresivo de Transición Suave (STAR), que se aplicó al estudio de la dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio de Venezuela a lo largo del período 1984:01-2006:04. A partir de una estimación de la relación de largo plazo existente entre el tipo de cambio real y sus determinantes, logró establecerse que el proceso de ajuste del tipo de cambio real hacia su nivel de equilibrio ocurre de forma no lineal, dependiendo de la magnitud y del signo del desalineamiento.

En cuanto a la estructura del trabajo, en el primer capítulo se plantea el problema en el contexto del modelado econométrico; en el segundo se explica el marco teórico de cada una de las aplicaciones, es decir, la estrategia de modelado que se sigue en cada una de ellas. En el siguiente capítulo se discuten de forma detallada los resultados de cada una de las aplicaciones y por último, se presentan un conjunto de conclusiones.

Capítulo 1

Planteamiento del Problema

1.1. ¿Qué es econometría?

La etimología del término “econometría” indica que su práctica concierne a la medición económica. Algunos de los libros de texto más empleados por los estudiantes de economía para entender este tema, común a cualquier programa de pregrado o postgrado, parten de esta sencilla definición o de descripciones muy similares de esta disciplina.¹

No obstante, todos coinciden en que, si bien la etimología del término aporta una idea de los objetivos de la disciplina, sería muy simplista reducir su finalidad al campo exclusivo de la medición.

Un buen punto de partida para entender en qué consiste la econometría es la definición provista por Frisch (1933), el primer editor de *Econometrica*, publicación periódica de la *Econometric Society*. En ella, Frisch se encarga de definir esta disciplina a partir de los elementos que la conforman:

“... existen diversos aspectos del enfoque cuantitativo en economía y ninguno de ellos, considerados individualmente, deben ser confundidos con la econometría. Por lo tanto, econometría no es lo mismo que *estadística económica*. Tampoco es idéntica con lo que llamamos *teoría económica general*, aún cuando una porción considerable de

¹Por ejemplo, Wooldridge (2006), Gujarati *et al.* (1997), Greene (2003), Pindyck (1991), López (2006).

esta teoría tiene un carácter definitivamente cuantitativo. La econometría tampoco debe ser considerada sinónimo de la aplicación de la *matemática* a la economía. La experiencia ha mostrado que cada uno de estos tres puntos de vista, el de la estadística, el de la teoría económica y el de la matemática son condiciones necesarias, pero no individualmente suficientes, para comprender las relaciones cuantitativas en la vida económica moderna. Es la unificación de estos tres elementos la que es poderosa. Y es esta unificación la que constituye a la econometría”

Además de los tres aspectos anteriormente mencionados, Gujarati *et al.* (1997) añade que la econometría también hace uso de la estadística matemática. Otra definición interesante es la propuesta por Samuelson *et al.* (1954) en la que indican que

“...la econometría puede ser definida como el análisis cuantitativo de fenómenos económicos reales, basados en el desarrollo simultáneo de la teoría y la observación, relacionados mediante métodos apropiados de inferencia”

Así, la teoría económica y la economía matemática formulan modelos matemáticos que describen las relaciones teóricas entre variables, la estadística económica reúne datos del quehacer económico y la estadística matemática provee métodos adecuados para estimar empíricamente modelos econométricos que verifican el comportamiento verdadero de las relaciones entre variables que han sido descritas.

En definitiva: una de las principales actividades de un economista es la de modelar las variables que interactúan en el sistema económico, bien sea para sugerir relaciones teóricas o para estimarlas empíricamente. En tal sentido, el presente trabajo especial de grado consiste en presentar dos ejercicios de modelado econométrico de variables relevantes para la economía venezolana. La econometría, claro está, no es la única herramienta disponible para modelar relaciones empíricas entre variables económicas, pero debido a su amplio desarrollo teórico y práctico

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

y a la incorporación continua de nuevas técnicas que permiten desafiar la complejidad del sistema económico bajo estudio, se considera útil emplearla como herramienta de modelado.

1.2. El contexto técnico y metodológico de la investigación

1.2.1. Aspectos metodológicos de la Econometría

Aun cuando las anteriores definiciones ayudan a comprender de forma general qué es econometría, afirmar que su finalidad se circunscribe a verificar las relaciones teóricas equivale a narrar una historia subjetiva e incompleta: Wooldridge (2006), por ejemplo, sugiere que la econometría permite, además de verificar relaciones teóricas y realizar pronósticos, evaluar políticas implementadas en el ámbito gubernamental, en el económico y de los negocios.

Y es que cada definición de econometría lleva implícita en sí cierta concepción acerca de elementos metodológicos y técnicos ² que condicionan su finalidad como disciplina independiente pero, al mismo tiempo, estrechamente vinculada al resto de la ciencia económica. Pasar por alto estos elementos conduce irremisiblemente a la aplicación acrítica de un conjunto de técnicas que resultan en conclusiones que no pueden ser calificadas de científicas, tal como lo expone Zellner (2007):

“...a menos que tengamos una buena comprensión de la filosofía y los objetivos de la econometría...no sabemos realmente qué es lo que estamos haciendo en la investigación económica y en la enseñanza de la economía”

²En esta discusión se sigue a los trabajos de Dharmapala (1996), Hoover (2005) y Zellner (2007) que distinguen entre “metodología” y “método”, de forma contraria a la práctica usual en econometría que tiende a emplear ambos términos como sinónimos. El término “metodología” se entiende en este contexto como el estudio del sustento filosófico que justifica los procedimientos econométricos; es decir: el “para qué” de la econometría, su relación con la ciencia económica y la forma como las técnicas o métodos particulares contribuyen al hallazgo científico. Por su parte, los aspectos técnicos se refieren a la selección de técnicas específicas, tales como cointegración, vectores autoregresivos o regresiones con datos binarios, por ejemplo.

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

Introducirse en una discusión detallada de la filosofía de la ciencia, y particularmente, en su relación con la econometría es una intrincada y ardua tarea, caracterizada por densos debates que escapan a los objetivos de la presente investigación. No obstante, con la finalidad de delimitar adecuadamente los objetivos que nos proponemos, presentamos algunas ideas relevantes.

Dharmapala (1996) identifica tres corrientes metodológicas en la econometría, cada una de ellas asociada de forma diferente a la teoría económica; a saber: la *tradicional*, la *instrumental* y la *falsificacionista*.

La metodología tradicional es la vinculada a los inicios de la econometría como disciplina y a las investigaciones de la Comisión Cowles³ durante la década de 1940. Esta corriente econométrica, cuya técnica más empleada fue el sistema lineal de ecuaciones, imponía restricciones de forma tal que algunas de las ecuaciones eran eliminadas previamente a la estimación de los parámetros. Así, la econometría se empleaba para brindarle un sentido “operativo” a la teoría económica; es decir, para estimar con data económica los parámetros de los modelos teóricos. Se asumía *a priori* que lo estipulado por la teoría era cierto y en vez de invalidar los modelos teóricos a partir de los modelos empíricos, las premisas de los primeros se incorporaban a los segundos.

Por su parte, la metodología instrumentalista se relaciona con el influyente artículo de Friedman (1953) sobre la metodología de la economía positiva en el que argumenta que la teoría económica debe ser juzgada no por su capacidad descriptiva (su grado de concordancia con la realidad) sino por su simplicidad y capacidad de predicción. La implicación que este argumento tiene para la econometría va más allá de la que es obvia (que los modelos econométricos permiten evaluar las teorías a partir de las cuales están contruidos) sino que la relevancia de los modelos econométricos depende principalmente de su capacidad predictiva. En este sentido es que se considera a esta metodología como instrumentalista: la

³Instituto de investigación económica fundado en 1932 por el empresario y economista Alfred Cowles, cuyo principal aporte a la ciencia económica es la creación, desarrollo y consolidación de la teoría del equilibrio general y de la econometría. A partir de 1939, el instituto fijó su sede en el departamento de Economía de la Universidad de Chicago y desde 1955 cambió su nombre al de Fundación Cowles y mudó su sede al Departamento de Economía de la Universidad de Yale, donde funciona actualmente.

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

econometría no es más que un instrumento de predicción y su relevancia depende únicamente de su capacidad para realizar pronósticos fuera de la muestra.

Por último, la metodología falsificacionista tiene su origen en el Racionalismo Crítico de Popper (2002) que, entre otros aspectos, postula que en el ámbito experimental, ningún número de resultados coincidentes con una teoría pueden confirmar su condición de conocimiento científico, pero que basta con la existencia de un contraejemplo para demostrar que la teoría es falsa. Algunos economistas como Blaug (1982) han sugerido aplicar esta corriente de pensamiento a la economía y sugieren que la función primordial de la econometría debe ser la de determinar la veracidad de las teorías económicas postuladas. Los falsificacionistas sugieren que la mayor parte de las investigaciones econométricas aplicadas no contribuyen a discriminar entre explicaciones (teorías) diferentes para determinar cuál es la mejor de todas, sino que la econometría se ha centrado principalmente en "... una especie de instrumentalismo sin sentido..." Blaug (1982).

Resumiendo, la metodología econométrica tradicional asume *a priori* que las teorías económicas son ciertas y emplea a la econometría como herramienta de estimación de los parámetros con datos económicos reales. Por su parte, la metodología instrumentalista asume que las teorías son "ficciones convenientes" o conjeturas útiles en la medida que el modelo econométrico estimado cumpla adecuadamente con su labor predictiva. Por último, la metodología falsificacionista asume que las teorías económicas son ciertas a menos que se demuestre lo contrario y la función de los modelos econométricos es servir de prueba para esta tarea.

Dharmapala (1996) señala que su clasificación no pretende ser ni exhaustiva ni mutuamente excluyente: ejemplos concretos de estudios econométricos aplicados podrían ser clasificados en más de una de las categorías propuestas o no poder ser clasificados en ninguna.

En un trabajo de mayor alcance que el de Dharmapala (1996), Hoover (2005) destaca que una de las principales preocupaciones de la filosofía de la ciencia es la relación que existe entre evidencia empírica y teoría. En economía, la econometría se encuentra del lado empírico de esta relación y en este sentido, Hoover identifica cuatro finalidades de la econometría.

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

En primer lugar, verificar la implicación de una teoría. Idealmente, y si existiera una forma lógicamente correcta de realizar esta tarea, ésta finalidad se corresponde con el falsificacionismo.

En segundo lugar, estimar los parámetros de un modelo teórico definido previamente. En un caso extremo, se podría entender esta utilidad como la estimación de parámetros de una ley científica (la ley de gravedad, por ejemplo) como ocurre en las ciencias naturales. Esta finalidad coincide con la metodología tradicional definida con antelación.

En el primer caso, la teoría propone y la evidencia dispone. En el segundo, la teoría es esencial para identificar el modelo estimado.

En tercer lugar, la econometría permite predecir el valor de una variable y esta actividad puede ser teórica o atórica, es decir, el modelo a partir del cual se realiza el pronóstico puede aportar o no una explicación del valor predicho. (Una posición extrema de esta finalidad es la metodología instrumentalista).

En cuarto lugar, la econometría permite caracterizar relaciones entre variables y, a partir de los modelos econométricos construidos, servir de insumo para elaborar teorías.

Hoover, además, asevera que la corriente de pensamiento filosófico de la ciencia más relevante para la econometría es el positivismo lógico y sus variantes, que entienden el conocimiento científico como el resultado de dos fuentes: *inferencia deductiva* a partir de axiomas indiscutibles e *inferencia inductiva* a partir de la observación empírica.

En este aspecto, Dharmapala (1996) difieren de la posición de Hoover, argumentando que aspectos como el apriorismo y violaciones al principio de unidad de la ciencia impiden calificar las metodologías econométricas como positivistas lógicas.

Por su parte, Zellner (2007), en un trabajo de carácter eminentemente normativo, apoya el principio de unidad de la ciencia y fustiga a aquellos que en economía "... correlacionan variables y asumen relaciones de causalidad basándose en estas solamente... o aquellos que descuidadamente contrastan las hipótesis en el 'síndrome de aceptación-rechazo al 5%' ". Considera que existen dos partes importantes del conocimiento científico: descripción y generalización o inducción

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

y que éste puede ser obtenido simplemente para satisfacer nuestra propia curiosidad intelectual o para finalidades prácticas como la evaluación de políticas u otras decisiones relevantes.

Zellner también afirma que, aunque usualmente la inferencia se considera la parte más importante del conocimiento, la descripción también lo es porque sienta las bases para que otros se encarguen de generalizar. Distingue entre los tipos de inferencia que existen: la inferencia deductiva, que prueba argumentos a partir de premisas, la inferencia inductiva, que permite asociar proposiciones y probabilidades de forma tal que prueben argumentos a partir de la evidencia empírica asumiendo incertidumbre y la *inferencia reductiva* o *abducción*, que describe como la generación (creativa e inusual) de hipótesis para explicar la evidencia. Evidentemente, Zellner se inclina más por la generación de conocimiento a partir de la inferencia inductiva y la abducción, dejando claro que, en su opinión, la evidencia precede a la teoría.

1.2.2. Aspectos técnicos: linealidad y no linealidad en Econometría

A lo largo del desarrollo de la econometría, el paradigma de linealidad ha sido predominante. Desde los conceptos más básicos de la disciplina - como la estimación por mínimos cuadrados ordinarios - hasta los más avanzados - como el concepto de cointegración⁴, que permite relacionar variables no estacionarias - los econométristas han asumido que la relación existente entre las variables es lineal.

Aun cuando el paradigma de linealidad ha permitido obtener resultados satisfactorios, existe un creciente consenso acerca de la necesidad de abordar el modelado econométrico desde una perspectiva no lineal.

Bien sea porque la teoría se ha planteado de forma no lineal y se persigue estimar los parámetros del modelo o determinar su veracidad, como lo señala Teräsvirta (1998): "... existen situaciones en las que la teoría económica subyacente es fuertemente no lineal y los métodos econométricos reflejan este hecho". O porque a un conjunto de datos bajo consideración no les puede ser ajustado

⁴Granger (1981)

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

satisfactoriamente un modelo lineal. Explican Kantz & Schreiber (2004): "... te inclinas a sospechar que (la data) es no lineal porque has intentado con análisis lineal de los datos y estás insatisfecho con los resultados". En cualquiera de los dos casos, el paradigma de no linealidad se considera necesario.

La aplicación de este último viene gestándose desde hace bastante tiempo, tanto desde la vertiente teórica como desde la empírica de la economía. De hecho, hace más de tres décadas, autores como Amemiya (1973) afirmaron que "...la no linealidad debe ser la regla y no la excepción en econometría." Igualmente, Georgescu-Roegen (1966) y Georgescu-Roegen (1971), en un esfuerzo por reconstruir las bases teóricas de la ciencia económica, estableció que las relaciones entre variables económicas son inherentemente no lineales como resultado del "residuo cualitativo" que caracteriza a las magnitudes en economía.

En consecuencia, cabe preguntarse por qué, si el supuesto de no linealidad se consideraba necesario desde hace tanto tiempo, la aplicación de modelos no lineales al estudio empírico de la economía es relativamente reciente.

Swanson & Franses (1999) responden que, en primer lugar, hasta hace poco tiempo, las herramientas estadísticas para evaluar datos económicos manejaban mejor la estimación y la inferencia en contextos lineales. En segundo lugar, la capacidad de cómputo disponible durante los inicios de la econometría era muy limitada como para estimar modelos econométricos grandes o complejos. Sin embargo, de forma conjunta con el incremento de la capacidad de cómputo evidenciada en años recientes, las herramientas, los algoritmos, las pruebas estadísticas y las estrategias de modelado disponibles a los econometristas se hicieron más complejas. Swanson & Franses (1999) también resaltan que el desarrollo reciente del modelado no lineal no es la consecuencia de la creación de teorías nuevas y complejas que simplemente persiguen aprovechar la mayor capacidad de cómputo disponible, sino que se persigue modelar de forma más realista un sistema que siempre se ha sabido complejo y no lineal:

"Dicho de otro modo, el desarrollo de de la econometría no lineal y de la economía aplicada no lineal es una elemento de la econometría moderna que no es en lo absoluto indeseable, debido a que puede argumentarse que estamos sencillamente intentando modelar mejor un

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

mundo inherentemente no lineal; y en la medida que la capacidad de cómputo se incrementa, lógicamente, también lo hace la complejidad de nuestros modelos de comportamiento económico” Swanson & Franses (1999)

Pero, ¿qué implica el supuesto de linealidad y en qué se diferencia este del paradigma no lineal? En pocas palabras, linealidad implica que “...pequeñas causas conducen a pequeños efectos” Kantz & Schreiber (2004). Para ver esta característica con mayor claridad, conviene definir una función lineal.

Una función es lineal si satisface las siguientes propiedades:

1. Aditividad:

$$f(x + y) = f(x) + f(y)$$

2. Homogeneidad:

$\alpha f(x) = f(\alpha x)$, donde α representa un número real natural.

Nótese que la propiedad de aditividad implica que la función de la suma de dos números es igual a la suma de la función de cada uno de ellos; es decir, el todo es igual a la suma de sus partes.

Por su parte, el principio de homogeneidad implica que un escalar multiplicado por una función es igual a la función del escalar por el número. Si asumimos, por ejemplo, que el escalar representa una variación, luego la variación por la función es igual a la función de la variación por el número. Es decir, la función mantiene la proporcionalidad de la variación.

En contraste con el supuesto de linealidad, la no linealidad implica que el todo no es igual a la suma de sus partes y que las variaciones son irregulares. Pequeñas causas de un fenómeno pueden generar grandes efectos y viceversa: grandes causas pueden ocasionar pequeños efectos. Además, el paradigma de no linealidad captura adecuadamente la existencia de regímenes diferentes dentro de un mismo conjunto de datos. Un par de ejemplos permiten ilustrar la utilidad del modelado econométrico no lineal:

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

- Engle *et al.* (1986) modelaron la demanda por electricidad de una región geográfica como una función de la temperatura y otras variables explicativas. Tanto la teoría como la evidencia económica sugieren que la demanda por electricidad se hace mayor cuando la temperatura sube a consecuencia del mayor uso de aires acondicionados, pero también sube cuando las temperaturas descienden como resultado del mayor uso de calefacciones. Esta situación sugiere una relación claramente no lineal entre la demanda por electricidad y la temperatura, pero la forma funcional específica que podría emplearse para modelar esta relación es desconocida y la teoría económica no aporta alguna idea concreta en este sentido.
- Maddala (1980) cita el modelo del mercado inmobiliario propuesto por Fair & Jaffee (1972). En él existe una función de demanda y otra de oferta, pero ambas no siempre se igualan:

$$D = X\beta_1 + u_1$$

$$O = X\beta_2 + u_2$$

La cantidad efectivamente transada está dada por $Q = \text{Min}(D, S)$ de donde resulta que

$$Q = X\beta_1 + u_1 \quad \text{si } D < S$$

$$Q = X\beta_2 + u_2 \quad \text{si } D > S$$

Este modelo de desequilibrio representa la típica situación de precios controlados de las economías planificadas en las que un regulador fija un precio con el cual el mercado no se encuentra en equilibrio. Refleja el hecho de que la autoridad no conoce ni D ni S , ya que éstas cantidades se determinan después de que el precio P es fijado. El modelo de Fair & Jaffee (1972) es un ejemplo de una teoría económica no lineal en el que existen dos regímenes bien definidos: exceso de oferta y exceso de demanda.

En el contexto de los modelos no lineales existen algunas distinciones relevantes que son dignas de mención. La primera de ellas es la relacionada con el carácter estocástico o determinístico de la data bajo consideración.

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

El análisis de series temporales basado en sistemas dinámicos no lineales determinísticos (i.e: caóticos) ha sido de gran utilidad en el estudio de sistemas determinísticos experimental, típicamente encontrados en las ciencias básicas. De igual modo, se ha realizado un gran esfuerzo por aprovechar las ideas de la teoría del caos en áreas del conocimiento cuya data es estocástica y no experimentales, como es el caso de la biología, fisiología, geofísica y economía.⁵

Los sistemas caóticos, aunque en principio determinísticos, se caracterizan por exhibir comportamientos considerablemente irregulares que comparten propiedades con los sistemas estocásticos Granger & Teräsvirta (1993). De hecho, es posible encontrar sistemas perfectamente determinísticos, de bajas dimensiones (i.e: un reducido número de variables de estado) y con una no linealidad bastante simple (una sola función cuadrática, por ejemplo) que muestran comportamiento estocástico (Barnett *et al.* (1997)). Así mismo, es posible hallar sistemas determinísticos con comportamiento estocástico cuyo comportamiento es también irregular.

No obstante, la distinción entre sistemas estocásticos o determinísticos que sólo ocurre en los modelos no lineales, implica también una diferencia paradigmática relevante: en los sistemas estocásticos los choques externos son modelados como innovaciones (errores) del sistema, pero en el caso determinístico las variaciones irregulares ocurren de forma inherente a él.

Granger & Teräsvirta (1993) argumentan que las variables económicas deben reflejar las variaciones inesperadas que ocurren irregularmente en la economía y que esta característica más los errores de medición determinan su condición estocástica. Más aún, afirman que las variables económicas no son señales (término empleado en áreas como la ingeniería y la física para referirse a observaciones de variables recolectadas a lo largo del tiempo) más ruido como se asume en el modelado de sistemas caóticos. De igual modo, Granger & Teräsvirta (1993) sugieren que los economistas teóricos tienden a modelar las relaciones entre variables con modelos que incluyen bifurcaciones, catástrofes y procesos caóticos, mientras que

⁵Vale destacar aquí que esta corriente de investigación ha alcanzado a desarrollar un relevante corpus: Barnett *et al.* (1997); Kantz & Schreiber (2004); Fan & Yao (2003); sólo por citar algunos ejemplos.

1.2 El contexto técnico y metodológico de la investigación

los econométristas tienden a asumir que las variables involucradas en la economía son de carácter estocástico.

Por su parte, Barnett *et al.* (1997) afirman, en alusión a la corriente dominante en el modelado de los ciclos económicos, que asumir que los choques a la economía ocurren de forma exógena (como innovaciones) implica que la condición de equilibrio es inherente al sistema económico de forma tal que, en ausencia de tales innovaciones, la economía se encontraría en equilibrio. En palabras de Foster & Wild (1999): “El enfoque convencional de observar a la data de series temporales como una sucesión de desequilibrios entre estados de equilibrio estables, como lo sugiere la teoría económica, sigue siendo relevante”. Para algunas corrientes heterodoxas de pensamiento económico actual, como la evolutiva, la noción de equilibrio en economía debe ser enérgicamente rechazada.

Así pues, afirmar que la premisa de no linealidad es sinónimo de rechazo a la noción de equilibrio es una idea errada. No obstante, cualquiera que sea la corriente de pensamiento asumida, la premisa de no linealidad, bien sea como resultado de la teoría o del modelado empírico, es reconocida como prevaleciente. Además, la conveniencia de desarrollar modelos estocásticos y determinísticos en un enfoque conjunto se reconoce como conveniente, cualquiera que sea la corriente de pensamiento.

El segundo aspecto relevante que debe considerarse en el estudio de los modelos no lineales es su condición de paramétricos y no paramétricos. De acuerdo con Granger & Teräsvirta (1993), los modelos paramétricos involucran funciones matemáticas específicas, tales como series polinomiales o trigonométricas, pero con parámetros desconocidos. Con este tipo de modelos, debe definirse la clase de funciones que se usará, la estructura de rezagos que se empleará, la técnica para estimar los parámetros, así como la forma de evaluar el modelo resultante.

Por su parte, los modelos no paramétricos permiten una clase más amplia de formas funcionales a considerar y de cierto modo involucran muchos más parámetros, aunque sólo una parte de ellos pueda ser estimada. Se considera que este tipo de modelos son computacionalmente intensivos y debido a su flexibilidad debe considerarse la posibilidad de que ocurra sobreajuste.

Como se ha afirmado con antelación, no solo la teoría sino la observación empírica motivan la utilización de modelos no lineales (Granger & Teräsvirta

1.3 Los modelos y aplicaciones de nuestro interés

(1993); Granger (1993)). Sin embargo, y a diferencia de lo que ocurre con las ciencias básicas, la forma funcional que mejor ajusta a la relación económica que desea modelarse es desconocida o solo conocida parcialmente. En muchas ocasiones, los economistas teóricos sugieren funciones que no son descritas por completo y el investigador aplicado se confronta con una amplia gama de modelos no lineales que podría ajustar; gama que, por cierto, se ha ido haciendo cada vez más grande.

El modelado no lineal pasa necesariamente por el importante problema metodológico de determinar el proceso aleatorio o sistema dinámico que genera los datos; lo cual motiva la utilización de una serie de técnicas exploratorias que le permitan al economista aplicado optar por una u otra especificación no lineal. En realidad, la utilización de modelos no lineales requiere de una estrategia de modelado coherente que abarque las etapas de especificación, estimación y evaluación, de forma tal que el modelista pueda tomar decisiones coherentes, pero no mecánicas.

1.3. Los modelos y aplicaciones de nuestro interés

A la luz de la anterior discusión, en esta sección se introducen los modelos econométricos no lineales, así como las dos aplicaciones a la economía venezolana que conforman el objetivo fundamental del presente trabajo especial de grado.

En particular, estudiaremos un modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR- RNA) que es construido mediante un enfoque estadístico con la finalidad de pronosticar la inflación mensual de Venezuela. Este modelo se compara con el desempeño de otros elaborados con la misma finalidad. En segundo lugar, nos ocuparemos del modelo Autorregresivo de Transición Suave (STAR) para estudiar la dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela. En este contexto son relevantes, además, el concepto de cointegración y el modelo de corrección de errores asociado a éste.

A continuación explico con mayor detalle cada uno de los modelos y las aplicaciones:

1.3 Los modelos y aplicaciones de nuestro interés

1. *Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA) mediante un enfoque estadístico: una aplicación al pronóstico de la inflación en Venezuela.*

Medeiros (2006) propone una metodología basada en la inferencia estadística para especificar, estimar y evaluar un modelo Autorregresivo-Red Neuronal Artificial (AR-RNA) de la forma:

$$y_t = \alpha' \tilde{\mathbf{x}}_t + \sum_{i=1}^h \lambda_i F(\tilde{\omega}_i' \mathbf{x}_t - \beta_i) + \varepsilon_t \quad (1.1)$$

El vector $\tilde{\mathbf{x}}_t \in \mathbb{R}^{q+1}$ se define como $\tilde{\mathbf{x}}_t = [1, \mathbf{x}_t']'$, donde $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^q$ es un vector conformado por q rezagos de y_t . $\lambda_i, j = 1, \dots, h$ representan parámetros que en la literatura sobre Redes Neuronales Artificiales (RNAs) se denominan *ponderaciones* de las conexiones entre neuronas. La función acotada $F(\tilde{\omega}_i' \mathbf{x}_t - \beta_i)$, que se denomina *función de transferencia, unidad oculta o neurona oculta* es la función logística:

$$F(\tilde{\omega}_i' \mathbf{x}_t - \beta_i) = (1 + e^{-(\tilde{\omega}_i' \mathbf{x}_t - \beta_i)})^{-1} \quad (1.2)$$

donde $\tilde{\omega}_i = [\tilde{\omega}_{1i}, \dots, \tilde{\omega}_{qi}]' \in \mathbb{R}^q$ y $\beta_i \in \mathbb{R}$ y la combinación lineal de estas h funciones en (1.1) conforman la llamada *capa oculta*. El modelo (1.1) con (1.2) no contiene rezagos de ε_t y por lo tanto se considera un modelo RNA de *propagación hacia adelante*. Por otra parte, $\{\varepsilon_t\}$ conforma una sucesión de variables aleatorias normales de media cero y varianza σ^2 , $(0, \sigma^2)$, independientes e idénticamente distribuidas (*iid*).

Los pronósticos que se realizan a partir de (1.1) son comparados con pronósticos provenientes de un modelo Autorregresivo, cuyos rezagos son seleccionados a partir del criterio de selección de modelos de Schwarz (SC).

El ciclo de modelado que comprende las fases de especificación, estimación y pronóstico se desarrolla a través de una *ventana expansiva* que inicialmente abarca el período 1950:01-2004:05 hasta completar el período 1950:01-2008:07, empleando datos mensuales. Es decir: a medida que se incorpora

1.3 Los modelos y aplicaciones de nuestro interés

una nueva observación mensual, ésta es añadida al conjunto de datos empleados para la estimación, de forma tal que se simula un pronóstico en tiempo real. Los pronósticos, por su parte, se comparan a través del Error Cuadrático Medio (RMSE) para el período 2004:06-2008:08.

Desde una perspectiva metodológica, esta aplicación debe ser evaluada en función de su capacidad predictiva: el modelo es útil en la medida que permita realizar pronósticos fuera de la muestra empleada para estimar los parámetros. Desde el punto de vista técnico, el modelo AR-RNA es un modelo paramétrico no lineal de carácter estocástico.

2. *Dinámica no lineal del Tipo de Cambio Real de Equilibrio en Venezuela*

Tradicionalmente, la literatura acerca del Tipo de Cambio Real de Equilibrio (TCRE) para los países en desarrollo considera que el ajuste desde el desequilibrio ocurre linealmente: indistintamente del grado de desalineación, el ajuste hacia el equilibrio ocurre a la misma velocidad. Los trabajos de Zalduendo (2006) y de MacDonald (2004) son apenas dos ejemplos de la vasta cantidad de estimaciones del TCRE realizadas con técnicas econométricas lineales.

Más recientemente, se ha investigado la hipótesis del ajuste no lineal: cuanto mayor (menor) es la desalineación del TCRE, el ajuste hacia el equilibrio ocurre en menor (mayor) tiempo. El trabajo de Taylor & Sarno (2001) es un ejemplo de esta nueva corriente en la literatura sobre el TCRE.

Esta hipótesis, que proviene de la teoría del comercio de bienes transables en presencia de costos transaccionales, puede ilustrarse a través de un sencillo mecanismo de arbitraje, en el cual el comercio de bienes homogéneos se incrementa en la medida que las ganancias del intercambio comercial superan los costos de transporte y otros costos asociados. Si estas ganancias son lo suficientemente grandes, considerando la Ley de Un Solo Precio, el tipo de cambio real se caracterizará por ser un proceso que revierte hacia su media, es decir, estacionario. Por el contrario, si las ganancias superan

1.3 Los modelos y aplicaciones de nuestro interés

ligeramente a los costos de arbitraje, el proceso que caracteriza al tipo de cambio real no revierte a su media debido a que los estímulos para el arbitraje disminuyen y pequeños desalineamientos pueden resultar persistentes a lo largo del tiempo.

Taylor & Sarno (2001), en un estudio que intentó verificar la hipótesis de ajuste no lineal del TCRE en varias economías en transición⁶ del este europeo, sugieren una estrategia econométrica que replicamos parcialmente para el caso venezolano.

Inicialmente, Taylor & Sarno (2001) parten de una estimación estática (por Mínimos Cuadrados Ordinarios) de la relación de largo plazo entre el tipo de cambio real y sus determinantes. En el caso particular de Venezuela, se intentó estimar una relación de la siguiente forma:

$$irce = \beta_0 + \beta_1 iprod + \beta_2 prpetro + \beta_3 dti4bd + \beta_4 aenb + u_t \quad (1.3)$$

donde *irce* representa el logaritmo del Índice Real de Cambio Efectivo (IRCE), *iprod* representa el logaritmo de un indicador de productividad, *prpetro* es el logaritmo del precio real del petróleo, *dti4bd* es el diferencial de la tasa de interés real entre Venezuela y sus socios comerciales, *aenb* representa los activos externos netos del país y u_t el término del error.

Una forma de comprobar que (1.3) es una relación de cointegración es aplicando pruebas de raíces unitarias convencionales a la serie del término del error u_t . Sin embargo, éstas carecen de poder suficiente cuando u_t es un proceso no lineal con reversión a la media. Por lo tanto, como alternativa se aplica una prueba de raíz unitaria no lineal a la serie u_t y en caso de rechazar la hipótesis nula, se ajusta un modelo Autoregresivo de Transición Suave (STAR-*Smooth Transition Autorregressions*) estacionario, lo cual permite verificar si (1.3) es una relación de cointegración no lineal. Una vez comprobada la existencia de una relación no lineal de cointegración, entonces puede estimarse un Modelo No Lineal de Corrección de Errores No Lineal (MNLCE).

⁶Se entiende por *economía en transición* a aquellas economías que transitan desde un régimen económico planificado hacia una economía de libre mercado.

Los modelos STAR son de la forma (Teräsvirta (2004)):

$$y_t = \phi' \mathbf{z}_t + \theta' \mathbf{z}_t G(\gamma \cdot \mathbf{c}, s_t) + u_t \quad (1.4)$$

donde $\mathbf{z}_t = (1, y_{t-1}, \dots, y_{t-p})$ es un vector de p rezagos de y_t , $\theta = (\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_m)$ y $\phi = (\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_m)$ son vectores de $((m+1) \times 1)$ parámetros. $G(\gamma, \mathbf{c}, s_t)$ es una función logística de la variable de transición con parámetro de pendiente γ y vector de parámetros de localización $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_k)$, tales que $c_1 \leq \dots \leq c_k$.

La data empleada para la estimación corresponde al período 1984:01-2006:04, empleando datos trimestrales. La aplicación descrita se trata de una aplicación falsificacionista puesto que intenta comprobar la veracidad o no de una teoría económica particular, en el ámbito de la economía venezolana. Al igual que en la primera de las aplicaciones, el modelo no lineal empleado, STAR, es no paramétrico y estocástico. Cabe destacar que el modelo STAR y el AR-RNA forman parte de una línea de investigación común y, por lo tanto, las estrategias de modelado aplicadas poseen muchos aspectos comunes.

1.4. Objetivos

A. Objetivo General:

Estudiar modelos econométricos no lineales y aplicarlos a la economía venezolana.

B. Objetivos Específicos:

1. Ilustrar detalladamente, mediante la aplicación al pronóstico de la inflación mensual de Venezuela, la estrategia de modelado propuesta por Medeiros (2006) para especificar, estimar y evaluar un modelo Autorregresivo-Red Neuronal Artificial (AR-RNA).

2. Evaluar los pronósticos provenientes del modelo Autorregresivo-Red Neuronal Artificial (AR-RNA) estimado, al compararlos con un modelo lineal autorregresivo (AR), cuyos rezagos serán seleccionados a partir de un criterio de selección de modelos.
3. Especificar, estimar y evaluar un modelo Autorregresivo de Transición Suave (STAR) estacionario que describa el ajuste del tipo de cambio real hacia su nivel de equilibrio; comprobando así la existencia de una relación no lineal de cointegración entre el tipo de cambio real y sus determinantes.
4. Especificar, estimar y evaluar un Modelo No Lineal de Corrección del Error (MNLCE) que describa la dinámica de ajuste del tipo de cambio real de equilibrio.

www.bdigital.ula.ve

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

El pronóstico de magnitudes macroeconómicas relevantes, tales como el Producto Interno Bruto (PIB), la tasa de desempleo, la tasa de interés, el nivel de exportaciones y la inflación, entre otras; constituye una de las principales labores del modelado econométrico. En este contexto, el paradigma de linealidad ha sido relevante, pero en años recientes, las alternativas no lineales se han vuelto más populares.

Los modelos no paramétricos¹, que relajan los supuestos acerca de la forma paramétrica de la relación funcional entre las variables que son modeladas, se han vuelto más fáciles de aplicar como resultado de, entre otros aspectos, la mayor capacidad de cómputo disponible.

Una alternativa a estos últimos, que no especifican la función que vincula a las variables modeladas, son los modelos de *formas funcionales flexibles*. Aunque este tipo de modelos, a diferencia de los anteriores, posee parámetros, estos no son interpretables como ocurre usualmente con los modelos paramétricos.

Las RNAs pertenecen a esta clase de modelos y su aplicación práctica, en

¹Para una introducción al tema con aplicaciones prácticas, véase el capítulo escrito por Tschering en Tschering (2004).

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

campos muy diversos - entre ellos la econometría²- se debe a la propiedad de *aproximador universal* que las caracteriza. Bajo ciertas condiciones, una RNA puede aproximar una función continua con cualquier nivel deseado de precisión. Ahora bien, lograr construir un modelo que cumpla con esa propiedad y lograr que éste sea útil para pronosticar depende, eminentemente, de la especificación del modelo; de encontrar - empleando la terminología propia de la literatura sobre RNAs - la *arquitectura* adecuada del modelo, es decir: definir la adecuada combinación de parámetros y variables. Este tema es central en la literatura sobre RNAs.

Las técnicas de especificación de modelos RNA usadas más comúnmente, y que pertenecen a un enfoque que va de lo general a lo particular, parten de una especificación grande de un modelo al que se le van reduciendo progresivamente los parámetros, de acuerdo a un algoritmo de parada predeterminado, conocido también como *algoritmo de aprendizaje*. Sin embargo, como lo explica Medeiros (2006), procediendo de esta forma, la inferencia estadística no es aplicada correctamente y, por lo tanto, asumen que el modelo AR-RNA es un modelo estadístico no lineal cuya especificación es realizada mediante procedimientos basados en la inferencia estadística.

En tal sentido, en esta sección introduzco el modelo AR-RNA y explico la estrategia de modelado propuesta por Medeiros (2006) , que luego se aplica al pronóstico de la inflación mensual de Venezuela.

2.1.1. El modelo

El modelo Autorregresivo-Red Neuronal Artificial (AR-RNA) se define así:

$$y_t = G(\mathbf{x}_t; \psi) = \alpha' \tilde{\mathbf{x}}_t + \sum_{i=1}^h \lambda_i F(\tilde{\omega}_i' \mathbf{x}_t - \beta_i) + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

donde $G(\mathbf{x}_t; \psi)$ representa una función no lineal de las variables $\mathbf{x}_t$ con vector de parámetros $\psi \in \mathbb{R}^{(q+2)h+q+1}$ definido como $\psi = [\alpha', \lambda_1, \dots, \lambda_h, \tilde{\omega}_1, \dots, \tilde{\omega}_h, \beta_1, \dots, \beta_h]'$. El vector $\tilde{\mathbf{x}}_t \in \mathbb{R}^{q+1}$ se define como $\tilde{\mathbf{x}}_t = [1, \mathbf{x}_t']'$, donde $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^q$ es un

²Kuan & White (1994) es una referencia usual para introducirse al tema del modelado econométrico haciendo uso de las RNA

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

vector conformado por q rezagos de y_t y/o variables exógenas. λ_i , $j = 1, \dots, h$ representan parámetros que en la literatura sobre Redes Neuronales Artificiales (RNAs) se denominan *ponderaciones* de las conexiones entre neuronas. La función, usualmente acotada entre cero y uno, $F(\tilde{\omega}'_i \mathbf{x}_t - \beta_i)$ que se denomina *función de transferencia, unidad oculta o neurona oculta* es la función logística:

$$F(\tilde{\omega}'_i \mathbf{x}_t - \beta_i) = (1 + e^{-(\tilde{\omega}'_i \mathbf{x}_t - \beta_i)})^{-1} \quad (2.2)$$

donde $\tilde{\omega}_i = [\tilde{\omega}_{1i}, \dots, \tilde{\omega}_{qi}]' \in \mathbb{R}^q$ y $\beta_i \in \mathbb{R}$ y la combinación lineal de estas h funciones en (1.1) conforman la llamada *capa oculta*. El modelo (1.1) con (1.2) no contiene rezagos de ε_t y por lo tanto se considera un modelo RNA de *propagación hacia adelante*. Por otra parte, $\{\varepsilon_t\}$ conforma una sucesión de variables aleatorias normales de media cero y varianza σ^2 , $(0, \sigma^2)$, independientes e idénticamente distribuidas (*iid*). Nótese que en (2.1) se incluye la unidad lineal $\alpha' \tilde{\mathbf{x}}_t$, aunque la definición usual de RNAs establece que $\alpha' \tilde{\mathbf{x}}_t = 0$. Esta característica diferencia al modelo AR-RNA de los modelos puramente RNA.

Existen algunos casos especiales de (2.1) que son dignos de mención. Si $\mathbf{x}_t = y_{t-d}$ en F , entonces (2.1) se convierte en un modelo Múltiple Logístico Autorregresivo de Transición Suave (MLSTAR) caracterizado por $h + 1$ regímenes, en el cual sólo el intercepto cambia de acuerdo a cada régimen. El modelo resultante es

$$y_t = \alpha' \tilde{\mathbf{x}}_t + \sum_{i=1}^h \lambda_i F(\gamma_i(y_{t-d} - c_i)) + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

donde $\gamma_i = \tilde{\omega}_{1i}$ y $c_i = \beta_i / \tilde{\omega}_{1i}$. Si $h = 1$, (2.3) define un caso especial de un modelo Logístico Autorregresivo de Transición Suave (LSTAR).

Existen, pues, dos interpretaciones alternativas para (2.1). Por una parte, cabe resaltar la propiedad de *aproximador universal* que motiva el uso de los modelos(AR-)RNA en aplicaciones prácticas. Supóngase que $y_t = H(\tilde{\mathbf{x}}_t)$ para una función no lineal $H(\cdot)$; es decir, existe una relación funcional entre y_t y las variables contenidas en el vector $\tilde{\mathbf{x}}_t$. Luego, bajo ciertas condiciones impuestas sobre H , existe un entero positivo $h \leq h_0 < \infty$, tal que para un valor arbitrario $\delta > 0$, $|H(\tilde{\mathbf{x}}_t) - \sum_{i=1}^{h_0} \lambda_i F(\tilde{\omega}'_i \mathbf{x}_t - \beta_i)| < \delta$, para todo $\tilde{\mathbf{x}}_t$. Este resultado es relevante puesto que h_0 es finito y cualquier función desconocida $H(\cdot)$ puede ser aproximado por un número finito de unidades ocultas. Por otra parte, el modelo puede ser

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

interpretado como una extensión del modelo MLSTAR en el que la variable de transición y_{t-d} es una combinación lineal de variables aleatorias.

Para fines de estimación, es conveniente re-escribir la función logística (2.2) de la siguiente forma:

$$F(\gamma_i(\omega'_i \mathbf{x}_t - c_i)) = (1 + e^{-\gamma_i(\omega'_i \mathbf{x}_t - c_i)})^{-1} \quad (2.4)$$

donde $\gamma_i > 0$, $i = 1, \dots, h$ y $\|\omega_i\| = 1$ con

$$\omega_{i1} = \sqrt{1 - \sum_{j=2}^q \omega_{ij}^2} > 0, \quad i = 1, \dots, h \quad (2.5)$$

El vector de parámetros ψ de (2.1) es ahora $\psi = [\alpha', \lambda_1, \dots, \lambda_h, \gamma_1, \dots, \gamma_h, \omega_{12}, \dots, \omega_{1q}, \dots, \omega_{h2}, \dots, \omega_{hq}, c_1, \dots, c_h]'$.

2.1.2. La estrategia de modelado

En términos generales, como lo señalan Teräsvirta *et al.* (2005) en un ejercicio de pronóstico de variables macroeconómicas a través de modelos no lineales; la construcción de los modelos AR-RNA puede hacerse desde dos perspectivas opuestas.

Por una parte, puede aplicarse el enfoque “de arriba hacia abajo”, que parte de un modelo grande al que se le van eliminando progresivamente unidades ocultas y variables hasta encontrar la especificación idónea. El enfoque de “Regularización Bayesiana” sugerido por MacKay (1992), por ejemplo, cae dentro de esta categoría.

Por otra parte, puede aplicarse el enfoque “de abajo hacia arriba” que consiste en comenzar con un modelo pequeño e ir incrementándolo en tamaño hasta hallar la especificación deseada, como se hace en los trabajos de Swanson & White (1995), Swanson & White (1997a), Swanson & White (1997b).

La estrategia de modelado propuesta por Medeiros (2006), que corresponde a este último enfoque, persigue no sólo basar las decisiones de modelado en una adecuada inferencia estadística con la finalidad de evitar el problema del so-

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

breajuste (*overfitting*³); sino minimizar el costo computacional en el esfuerzo de especificación.

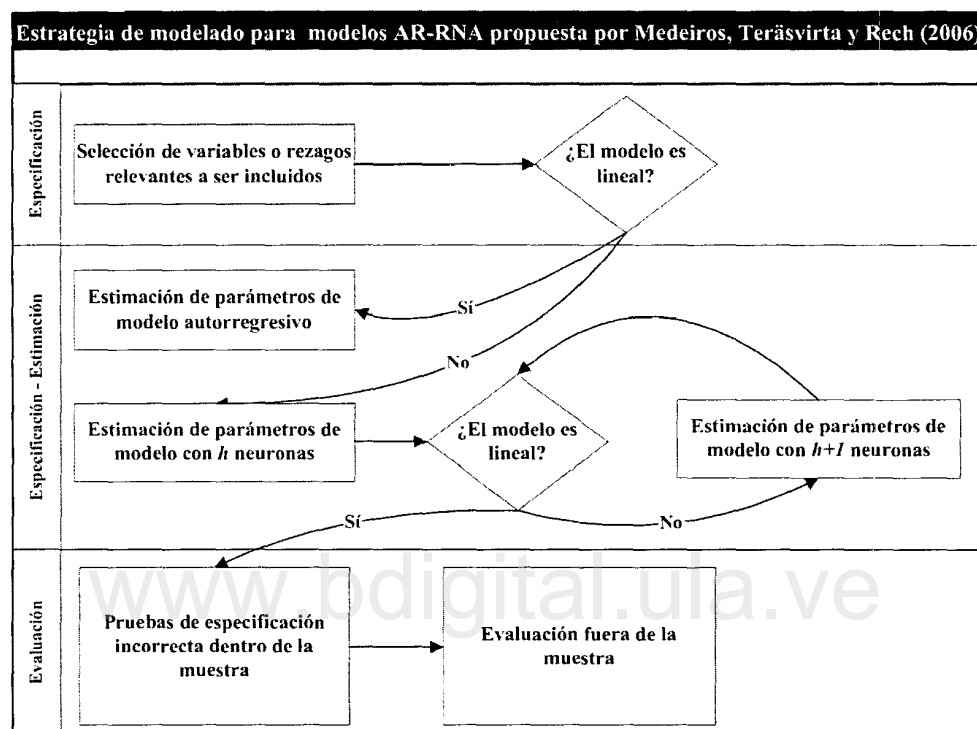


Figura 2.1: Tres etapas de la estrategia de modelado

2.1.2.1. Tres etapas en la estrategia de modelado

De acuerdo con esta propuesta, la arquitectura de la red debe definirse a partir de la data. En una primera etapa, que se denomina *especificación* deben tomarse dos decisiones cruciales. Por una parte, seleccionar las variables explicativas, $\tilde{x}_t$, que en el caso univariante del pronóstico de la inflación mensual de Venezuela, equivale a seleccionar los rezagos relevantes que van a incluirse. Por otra parte,

³Problema que conduce a un buen desempeño del modelo cuando se pronostica dentro de la muestra, pero pobre desempeño fuera de ella.

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

especificar la cantidad de unidades ocultas h que contendrá el modelo. Esta decisión es particularmente relevante, puesto que la inclusión de un número elevado de unidades ocultas conducirá a la estimación de un modelo no identificado.

Cabe destacar que la etapa de especificación se solapa con la de *estimación*, debido a que la determinación de la cantidad de unidades ocultas se lleva a cabo secuencialmente: luego de estimar un modelo con h neuronas, se compara con un modelo de $h + 1$ unidades ocultas, de forma sucesiva hasta obtener el primer no rechazo en la prueba de hipótesis sobre linealidad que se aplica. Por último, en la etapa de *evaluación* se verifica que el modelo estimado es adecuado. Usualmente, los modelos RNA se evalúan solamente fuera de la muestra, pero Medeiros (2006) sugiere emplear también pruebas de especificación incorrecta dentro de la muestra.

2.1.2.2. Selección de variables a ser incluidas

El primer paso consiste en seleccionar los rezagos relevantes (o variables en general, si se incluyesen regresores exógenos) de un conjunto de rezagos. Medeiros (2006) linealiza el modelo (2.1) y luego aplican técnicas de selección de variables lineales. Esta estrategia, que se corresponde con lo propuesto por Rech *et al.* (2001), tiene la finalidad de minimizar el costo computacional. En este sentido, se aproxima la función $G(\mathbf{x}_t; \psi)$ en (2.1) por un polinomio de orden k . De esta forma, el modelo AR-RNA, un aproximador universal, es aproximado por otro aproximador universal. En particular, para la aplicación que nos ocupa, $k = 3$:

$$\begin{aligned} G(\mathbf{x}_t; \psi) = & \pi' \tilde{\mathbf{x}}_t + \sum_{i=1}^q \theta_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^q \sum_{j=i}^q \theta_{ij} x_{t-i} x_{t-j} \\ & + \sum_{i=1}^q \sum_{j=i}^q \sum_{k=j}^q \theta_{ijk} x_{t-i} x_{t-j} x_{t-k} + R(\tilde{\mathbf{x}}_t; \psi) \end{aligned} \quad (2.6)$$

donde $R(\tilde{\mathbf{x}}_t; \psi)$ representa el error de aproximación que puede hacerse insignificante cuanto mayor sea k . θ representa parámetros y $\pi \in \mathbb{R}^{q+1}$ es un vector de parámetros. La forma lineal de la aproximación (2.6) es independiente del número de unidades ocultas en (2.1).

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

En (2.6) se cumple que cada producto de variables que involucra al menos una variable redundante tiene coeficiente igual a cero y la idea es aprovechar este hecho para identificarlas y eliminarlas. Para ello se hace regresión lineal de y_t con todas las variables que aparecen en el lado derecho de (2.6) como variables independientes, se evalúa $R(\tilde{\mathbf{x}}_t; \psi)$ y luego se calcula un Criterio de Selección de Modelos (CSM), como el Criterio de Información de Akaike (AIC) o el Criterio de Información Schwarz - Bayesiano (SBIC). Una vez hecho esto, se elimina una variable del modelo original y se repite la regresión lineal con todos los términos restantes en el polinomio correspondiente y se vuelve a calcular el CSM. Este procedimiento se repite omitiendo cada una de las variables y se continúa, luego, omitiendo dos variables cada vez hasta que el polinomio es función de una sola variable y, finalmente, sólo de una constante. Una vez concluido este proceso, se selecciona la combinación de variables que arroja el menor valor del CSM. Este procedimiento, que equivale a calcular $\sum_{i=1}^q \binom{q}{i} + 1$ modelos lineales por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), permite seleccionar todas las variables del modelo AR-RNA.

2.1.2.3. Estimación de parámetros

Como se mencionó con antelación, la determinación de la cantidad de unidades ocultas requiere estimar los parámetros de modelos AR-RNA en forma sucesiva hasta obtener el primer no rechazo de la hipótesis de linealidad. La estimación de parámetros, pieza esencial en la estrategia de modelado, forma parte de la fase de especificación y, a su vez, constituye una fase en sí misma.

Para realizar esta tarea, Medeiros (2006), emplea el supuesto de normalidad de ε para estimar los parámetros ψ del modelo por Máxima Verosimilitud. De igual modo, y con la finalidad de minimizar el costo computacional, sugieren aplicar Máxima Verosimilitud Condicional Concentrada, equivalente a la resolución de un problema de Mínimos Cuadrados No Lineales, de acuerdo con lo propuesto por Leybourne *et al.* (1998) para los modelos STAR.

Considérese la i -ésima iteración y re-escribese el modelo (2.1) así:

$$\mathbf{y} = \mathbf{Z}(\phi)\theta + \varepsilon \quad (2.7)$$

donde $\mathbf{y}' = [y_1, y_2, \dots, y_T]$, $\varepsilon' = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_T]$, $\theta' = [\alpha', \lambda_1, \dots, \lambda_h]$ y

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

$$\mathbf{Z}(\phi) = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_1 & F(\gamma_1(\omega'_1 \mathbf{x}_1 - c_1)) & \dots & F(\gamma_h(\omega'_h \mathbf{x}_1 - c_h)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_T & F(\gamma_1(\omega'_1 \mathbf{x}_T - c_1)) & \dots & F(\gamma_h(\omega'_h \mathbf{x}_T - c_h)) \end{pmatrix}$$

con $\phi = [\gamma_1, \dots, \gamma_h, \omega'_1, \dots, \omega'_h, c_1, \dots, c_h]$. Considerando ϕ fijo, porque se obtuvo en la anterior iteración, el vector de parámetros θ se estima analíticamente así:

$$\hat{\theta} = (\mathbf{Z}(\phi)' \mathbf{Z}(\phi))^{-1} \mathbf{Z}(\phi)' \mathbf{y} \quad (2.8)$$

El resto de los parámetros ϕ se estiman de forma condicional en θ , aplicando el algoritmo de optimización no lineal **Levenberg-Marquardt**, que completa la i -ésima iteración.

2.1.2.4. Selección de valores iniciales y aspectos computacionales

El éxito en la aplicación de los algoritmos iterativos de optimización depende, en gran medida, de la selección de valores iniciales y la estimación de parámetros de los modelos AR-RNA no es una excepción. Además, los modelos AR-RNA con h unidades ocultas contienen h parámetros, $\gamma_i, i = 1, \dots, h$ que no son adimensionales. Por lo tanto, es necesario, re-dimensionarlos de forma tal que su desviación estándar sea igual a 1. Esto último, de forma conjunta con el hecho de que $\|\omega_i\| = 1$, proveen sustento para discutir la selección de los valores iniciales de $\gamma_i, i = 1, \dots, h$. Una selección obvia para estimar un modelo con h neuronas es emplear la estimaciones previas de parámetros en las primeras $h - 1$ neuronas y la unidad lineal. Los valores iniciales para los parámetros γ_h, θ, ω y c_h se obtienen en los siguientes tres pasos:

1. Desde $k = 1$ hasta K :

- a) Construir un vector $\mathbf{v}_h^{(k)} = [v_{1h}^{(k)}, \dots, v_{qh}^{(k)}]'$, tal que $v_{1h}^{(k)}$ provenga de una distribución uniforme $(0, 1]$ y $v_{jh}^{(k)}, j = 2, \dots, q$ de una distribución uniforme $[-1, 1]$.
- b) Definir $\omega_h^{(k)} = \mathbf{v}_h^{(k)} \|\mathbf{v}_h^{(k)}\|^{-1}$, lo cual garantiza que $\|\omega_h^{(k)}\| = 1$.

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

- c) Sea $c_h^{(k)} = \text{mediana}(\omega_h^{(k)} \mathbf{x})$, donde $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_T]$.
- Definir una retícula de N valores positivos $\gamma_h^n, n = 1, \dots, N$ para el parámetro de pendiente γ_i
 - Desde $k = 1, \dots, K$ y $n = 1, \dots, N$, estimar θ empleando (2.7) y calcular el valor de $Q_T(\psi)$ para cda combinación de valores iniciales. Seleccionar los valores que minimicen $Q_T(\psi)$.

Seleccionar $K = 1000$ y $N = 20$ garantiza buenos valores iniciales. Luego de seleccionar los valores iniciales de la h -ésima neurona deben reordenarse las unidades ocultas de ser necesario para garantizar las restricciones de identificación previamente discutidas. Debe notarse, sin embargo, que K es una función no decreciente del número de observaciones. Por lo tanto, en la medida que éstas sean mayores, K debe crecer también.

2.1.2.5. Determinación del número de unidades ocultas

Cuando se parte de un modelo pequeño o, como sugiere la estrategia de modelado que se expone, la decisión de añadir unidades ocultas se basa en la técnica de validación cruzada⁴ o en la utilización de un CSM.

Sin embargo, este último mecanismo tiene una desventaja. Supóngase que la data ha sido generada por un modelo AR-RNA con h neuronas. Luego, aplicar un CSM para decidir la adición de otra neurona, requiere la estimación de un modelo con $h + 1$ unidades ocultas. En estas circunstancias, argumenta Medeiros (2006), el modelo más grande no está identificado y sus parámetros no pueden ser estimados consistentemente, lo cual puede ocasionar problemas numéricos en la estimación por Máxima Verosimilitud.

Además, aún cuando el algoritmo de optimización converja a una solución, existirían problemas en la interpretación comparativa del CSM de ambos modelos, puesto que el modelo de h unidades se encuentra anidado en el de $h + 1$

⁴La validación cruzada es un método para estimar el **error de generalización** basado en muestreo repetido (re-muestreo). Para más información, véase Efron & Tibshirani (1993).

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

unidades. En este caso, la comparación de los CSMs es equivalente a una prueba basada en un estadístico de cociente de verosimilitud⁵ de h unidades, como hipótesis nula *versus* $h + 1$ unidades como hipótesis alternativa (Teräsvirta & Mellin (1986) discuten este tema). La selección del CSM determina la significatividad asintótica de la prueba, pero cuando el modelo más grande no se encuentra identificado en la hipótesis nula, la prueba de cociente de verosimilitud no sigue la habitual distribución χ^2 cuando se cumple la hipótesis nula. Davies (1977) y Hansen (1996) discuten el tema de la identificación de un modelo sólo bajo la hipótesis alternativa.

No obstante lo anterior, Medeiros (2006) propone estimar sucesivamente la cantidad de unidades que deben incluirse en el modelo, partiendo de un modelo lineal pequeño, pero evitando el problema de identificación anteriormente descrito, de forma tal que se controle la significatividad estadística de la sucesión de pruebas de hipótesis que se realiza y, por lo tanto, la significatividad global del procedimiento. Se asume siempre que el modelo más pequeño o (correspondiente a la hipótesis nula) está correctamente especificado, lo cual es una práctica habitual cuando el modelo es lineal, pero en este caso, el supuesto se mantiene incluso cuando el modelo deja de ser lineal y se convierte en AR-RNA. Más aun, Medeiros (2006) argumentan que, considerando que la finalidad de las pruebas es hallar una especificación parsimoniosa pero adecuada de un modelo AR-RNA para realizar pronósticos, la extensión de este supuesto al caso no lineal no debería generar ningún inconveniente.

Se sigue a Teräsvirta *et al.* (1993) en la aplicación de la prueba de linealidad de RNA, que se repite hasta que ocurre el primer no rechazo de la hipótesis nula. Supóngase que (2.1) tiene $h + 1$ unidades ocultas:

$$y_t = \alpha' \tilde{\mathbf{x}}_t + \sum_{i=1}^h \lambda_i F(\gamma_i(\omega'_i \mathbf{x}_t - c_i)) + \lambda_{h+1} F(\gamma_{h+1}(\omega'_{h+1} \mathbf{x}_t - c_{h+1})) + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

Supóngase también que no se ha rechazado la hipótesis de que el modelo (2.9) contiene h neuronas y queremos verificar que el modelo contiene $h + 1$ unidades

⁵Wooldridge (2006): “Estadístico que se puede usar para contrastar hipótesis simples o múltiples cuando los modelos restringido y no restringido se estiman por máxima verosimilitud. El estadístico es igual a $LR = 2(L_{ur} - L_r)$ ”, donde L_{ur} y L_r es la función de log-verosimilitud del modelo no restringido y restringido, respectivamente.

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

ocultas. La hipótesis nula adecuada es:

$$H_0 : \gamma_{h+1} = 0 \quad (2.10)$$

mientras que la alternativa es $H_1 : \gamma_{h+1} > 0$. Si se cumple (2.10), la unidad oculta $h+1$ es idénticamente igual a una constante y se suma al intercepto de la unidad lineal.

Medeiros (2006) supone que si se cumple (2.10), los parámetros de (2.9) pueden ser estimados consistentemente. Sin embargo, el modelo (2.9) se encuentra identificado solamente si se cumple la alternativa, lo cual implica que la inferencia asintótica estándar no puede ser aplicada. Medeiros (2006) solventa este problema, de acuerdo con lo propuesto por Lukkonen *et al.* (1988), expandiendo la unidad oculta $h+1$ en una serie de Taylor de tercer orden, asumiendo que se cumple (2.10):

$$y_t = \pi' \tilde{\mathbf{x}}_t + \sum_{i=1}^h \lambda_i F(\gamma_i(\omega'_i \mathbf{x}_t - c_i)) + \sum_{i=1}^q \sum_{j=i}^q \theta_{ij} x_{t-i} x_{t-j} + \sum_{i=1}^q \sum_{j=i}^q \sum_{k=j}^q \theta_{ijk} x_{t-i} x_{t-j} x_{t-k} + \varepsilon_t^* \quad (2.11)$$

donde $\varepsilon_t^* = \varepsilon_t + \lambda_{h+1} R(\mathbf{x}_t)$; con $R(\mathbf{x}_t)$ que representa el residuo.

Puede comprobarse que $\theta_{ij} = \gamma_{h+1}^2 \tilde{\theta}_{ij}$, $\tilde{\theta}_{ij} \neq 0$, $i = 1, \dots, q$, $j = i, \dots, q$ y que $\theta_{ijk} = \gamma_{h+1}^3 \tilde{\theta}_{ijk}$, $\tilde{\theta}_{ijk} \neq 0$, $i = 1, \dots, q$, $j = i, \dots, q$, $k = j, \dots, q$. Por lo tanto, (2.10) es ahora $H'_0 : \theta_{ij} = 0$, $\theta_{ijk} = 0$. Nótese también que, bajo la nueva hipótesis nula $\varepsilon_t^* = \varepsilon_t$, de forma tal que las propiedades del error no cambian.

El estadístico del Multiplicador de Lagrange (LM) correspondiente a esta prueba de hipótesis se calcula siguiendo los siguientes pasos:

1. Estimar el modelo (2.1) con h neuronas y calcular la suma del cuadrado de los residuos $SCE_0 = \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2$, donde $\hat{\varepsilon}_t = y_t - G(\mathbf{x}_t; \hat{\psi})$.
2. Estimar una regresión lineal de $\hat{\varepsilon}_t$ con $C = [\hat{\mathbf{h}}'_t, \hat{\mathbf{v}}'_t]$ como regresor, donde $\hat{\mathbf{h}}_t = \frac{\partial G(\mathbf{x}_t; \hat{\psi})}{\partial \hat{\psi}}$ y $\hat{\mathbf{v}}_t = [(\hat{x}_{t-1} \hat{x}_{t-2}), \dots, (\hat{x}_{t-q} \hat{x}_{t-q}), (\hat{x}_{t-i} \hat{x}_{t-j} \hat{x}_{t-k}), \dots, (\hat{x}_{t-q} \hat{x}_{t-q} \hat{x}_{t-q})]$, para estimar la suma del cuadrado de los residuos $SCE_1 = \sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_t - \beta C)^2$

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

3. Calcular el estadístico χ^2 :

$$LM_{\chi^2} = T \frac{SCE_0 - SCE_1}{SCE_0} \quad (2.12)$$

o bien su versión F :

$$LM_F = \frac{(SCE_0 - SCE_1)/m}{SCE_1/(T - n - m)} \quad (2.13)$$

donde $n = (q+2)h + q + 1$ y $m = q(q+1)/2 + q(q+1)(q+2)/6$. Si se cumple H_0 , (2.12) sigue una distribución χ^2 con m grados de libertad y (2.13) sigue una distribución aproximadamente F con m y $T - n - m$ grados de libertad.

Es relevante destacar que la prueba de cero unidades ocultas ($h = 0$) *versus* una o más neuronas ($h \geq 1$) constituye un caso especial de la prueba anteriormente descrita y es equivalente a verificar linealidad. Por lo tanto, como puede apreciarse en la figura 2.1, se aplica no solamente para determinar la cantidad de unidades ocultas en un modelo AR-RNA, sino también para determinar si éstas deben ser incluidas o no y definir si el modelo en cuestión será AR-RNA o AR puro, en cuyo caso $\sum_{i=1}^h \lambda_i F(\gamma_i(\omega'_i \mathbf{x}_t - c_i)) = 0$ en (2.1).

Es usual encontrar heterosedasticidad condicional en la data de origen financiero y conómico, como el Índice de Precios al Consumidor del Área Metropolitana de Caracas (IPC) que se emplea en esta aplicación. En este sentido, Medeiros (2006) presenta una versión robusta a la heterosedasticidad condicional de forma desconocida de la prueba LM anteriormente descrita, debida a Wooldridge (1990). La versión robusta de (2.12) se calcula siguiendo los siguientes pasos:

1. Hallar $\hat{\varepsilon}_t = y_t - G(\mathbf{x}_t; \hat{\psi})$ del mismo modo que antes.
2. Estimar una regresión lineal de $\hat{\mathbf{v}}_t = [(\hat{x}_{t-i}\hat{x}_{t-j}), \dots, (\hat{x}_{t-q}\hat{x}_{t-q}), (\hat{x}_{t-i}\hat{x}_{t-j}\hat{x}_{t-k}), \dots, (\hat{x}_{t-q}\hat{x}_{t-q}\hat{x}_{t-q})]$ con $\hat{\mathbf{h}}_t = \frac{\partial G(\mathbf{x}_t; \hat{\psi})}{\partial \psi'}$ como regresor y hallar los residuos $\mathbf{r}_t$ de esta regresión.
3. Estimar una regresión lineal de 1 con $\hat{\varepsilon}_t \mathbf{r}_t$ como regresor y calcular la suma de residuos al cuadrado $SCE_1 = \sum_{t=1}^T (1 - \beta \hat{\varepsilon}_t \mathbf{r}_t)^2$.

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

4. Calcular el estadístico:

$$LM_{\chi^2}^r = T - SCE_1 \quad (2.14)$$

que tiene la misma distribución asintótica χ^2 que (2.12) cuando la hipótesis nula se cumple.

Es importante resaltar que en la presencia de heterosedasticidad condicional, los parámetros $\hat{\psi}$ estimados por máxima verosimilitud son, en efecto, estimados por cuasi-máxima verosimilitud condicional, pero continúan siendo consistentes y asintóticamente normales.

2.1.2.6. Evaluación del modelo estimado

La estrategia propuesta por Medeiros (2006) incluye varias pruebas para el modelo, una vez que este ha sido especificado. De acuerdo con lo sugerido por los autores, la evaluación del modelo dentro y fuera de la muestra son actividades complementarias y no antagónicas, como parte de la secuencia de modelado.

En particular sugieren:

1. *Verificar la estacionariedad de las variables a ser modeladas.* La estrategia de modelado propuesta funciona correctamente cuando las variables involucradas son estacionarias. Un modelo AR-RNA es no estacionario cuando el polinomio de rezagos del componente lineal $\alpha'\tilde{\mathbf{x}}_t$ contiene raíces no estacionarias. Los modelos RNA que no contienen componente lineal satisfacen trivialmente la condición de estacionariedad. La presencia de estacionariedad en un modelo AR-RNA tiene un efecto adverso en la capacidad predictiva del modelo. En estentido, se aplican las pruebas de raíces unitarias convencionales tales como la prueba de Dickey - Fuller Aumentada (ADF).
2. *Pruebas de especificación incorrecta dentro de la muestra.* La sucesión de pruebas de hipótesis realizada durante la selección de unidades ocultas constituye en sí misma una prueba de especificación incorrecta y, por razones evidentes, es también una prueba dentro de la muestra.

2.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

3. *Evaluación fuera de la muestra.* Se recomienda dejar parte de la muestra empleada para especificar el modelo para realizar comparaciones entre el modelo especificado y, al menos, algún modelo benchmark (de comparación).

2.1.2.7. Otras consideraciones relevantes

La sucesión de pruebas de linealidad aplicadas en la fase de especificación y estimación comienza con un nivel de significatividad α , que es reducido progresivamente en la medida que se añaden neuronas. En particular, la sucesión de números reales convergente a cero, que conforma la significatividad de las pruebas está dada por $\alpha = \frac{1-\alpha_0}{2h}$, donde α_0 representa un nivel de significatividad inicial. De esta forma, se favorece la estimación de modelos parsimoniosos y se controla la significatividad global de la fase de especificación-estimación.

En segundo lugar, vale resaltar que del conjunto inicial de variables seleccionadas en la fase de especificación, $\mathbf{x}_t$, se selecciona un sub-conjunto de éstas para cada neurona en cuestión, lo cual constituye una ligera variación en la metodología. En tal sentido, para comenzar, en (2.9) se realiza una prueba de hipótesis que incluye al conjunto completo de variables seleccionadas. Luego se elimina una variable en cada oportunidad que se realiza la prueba de hipótesis que contrasta el modelo de h neuronas con el modelo de $h + 1$ neuronas. Seguidamente se eliminan dos variables y así sucesivamente hasta haber contrastado el modelo de h neuronas con el de $h + 1$ que contenga tan sólo una variable y la unidad lineal. Del conjunto de variables $\mathbf{x}_t$ se selecciona el que tenga menor p -valor y si éste es menor que el nivel de significatividad correspondiente (determinado como se explicó anteriormente), entonces se añade la unidad oculta $h + 1$ con las variables seleccionadas. De lo contrario, se detiene la fase de especificación-estimación y se acepta el modelo con h neuronas.

2.2. Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

El tipo de cambio real (tcr) es una magnitud macroeconómica que mide la relación existente entre el nivel de precios de los bienes y servicios de una economía y los precios de sus principales socios comerciales. Su relevancia en las discusiones sobre macroeconomía resulta de la incidencia que este precio tiene sobre la competitividad del sector exportador, el crecimiento económico y la inflación, entre otros aspectos.

Si el nivel de precios de los bienes y servicios de la economía local supera los precios externos - el tipo de cambio se *aprecia* en términos reales - las importaciones se tornan relativamente más baratas que las exportaciones, afectando negativamente la colocación de productos nacionales en el extranjero, así como la inversión en el sector productivo exportador. Por el contrario, si estos se vuelven más baratos - el tipo de cambio se *deprecia* en términos reales - los empresarios locales interesados en exportar se verán favorecidos porque sus productos serán más accesibles que los producidos en otros países o en el país que importa, lo cual representa una motivación para ampliar la producción o iniciar nuevos proyectos.

De igual modo, una depreciación del tipo de cambio real, asociada a las fluctuaciones cambiarias o a diferencias entre la inflación doméstica y externa, ocasiona un mayor nivel de Inversión Extranjera Directa. Al alterarse el nivel relativo de riqueza de las compañías o al disminuirse los costos relativos de producción - el de la mano de obra en particular - los activos locales se vuelven más baratos para los inversionistas extranjeros. En contraste, una apreciación del tipo de cambio real estimula las importaciones y limita el desarrollo del sector productivo y exportador.

Todo lo anterior tiene impacto no sólo en el equilibrio externo de la economía, que se ve reflejado en la cuenta corriente de la Balanza de Pagos; sino también en la inversión doméstica y foránea, elementos que impulsan el crecimiento de la economía.⁶

⁶Para ampliar sobre este tema, véase Milesi-Ferretti & Razin (2000) y Klein *et al.* (1992)

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Por otra parte, el *tcr* incide sobre el efecto transferencia del tipo de cambio nominal sobre los precios domésticos, conocido como *pass-through*. Cuando el *tcr* se aleja de su nivel de equilibrio - hay un *desalineamiento* - los *policymakers* se ven obligados a restituirlo, modificando la paridad cambiaria nominal. En el caso de una apreciación, éstos se ven obligados a devaluar con la finalidad de, entre otros aspectos, favorecer la competitividad del sector exportador, lo cual, sin embargo, incrementa el precio de los bienes importados, que finalmente inciden en la inflación. En vista de que cuanto mayor es la apreciación, mayor será la devaluación necesaria, Goldfajn & Valdés (1996), consideran el grado de desalineamiento como un determinante del *pass-through*⁷

De lo anteriormente mencionado, es fácil inferir que el estudio del *tcr* representa un elemento de gran relevancia en las discusiones sobre política económica, debido a las múltiples implicaciones que el tema tiene. Sin embargo, sorprende la relativa escasez de estimaciones del tipo de cambio real de equilibrio aplicadas al caso venezolano.⁸ Más aun, ninguna de estas ha empleado técnicas econométricas no lineales.

En este orden de ideas, Taylor & Sarno (2001) propusieron y aplicaron una estrategia de modelado econométrico no lineal del *tcr* que respondió a hechos estilizados observados en nueve economías en transición - desde un régimen de economía planificada hacia uno de libre mercado - de Europa del Este (Bulgaria, República Checa, Hungría, Letonia, Lituania, Polonia, Rumania, República Eslovaca y Eslovenia).

Taylor & Sarno (2001) identificaron tres características comunes a las economías del este europeo bajo consideración: en primer lugar, una tendencia a la apreciación real (Halpern & Wyplosz (1997)); en segundo lugar, la inexistencia de una relación entre el tipo de cambio real y nominal de estas economías, que sugiere la existencia de componentes permanentes en el *tcr* (Grafe & Wyplosz (1999)); en tercer lugar, la posible existencia de una dinámica no lineal en el comportamiento del tipo de cambio real (Peel & Speight (1996)).

⁷Para ampliar sobre el tema, véase Mendoza (2004), quien estudia las asimetrías del *pass-through* en Venezuela empleando técnicas econométricas no lineales.

⁸Abdel-Motaal (1998), Blyde (1999), Rodríguez (2000), Bjornland (2004), Vivaicos (2005) y Zalduendo (2006) son algunas de las referencias sobre el tema.

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Al observar una serie histórica (1984:1 - 2006:4) del Índice Real de Cambio Efectivo (IRCE) de Venezuela, variable *proxy* del *tcr*, es evidente que el caso venezolano podría compartir algunos elementos en común con lo observado por Taylor & Sarno (2001) en las economías que estudiaron.

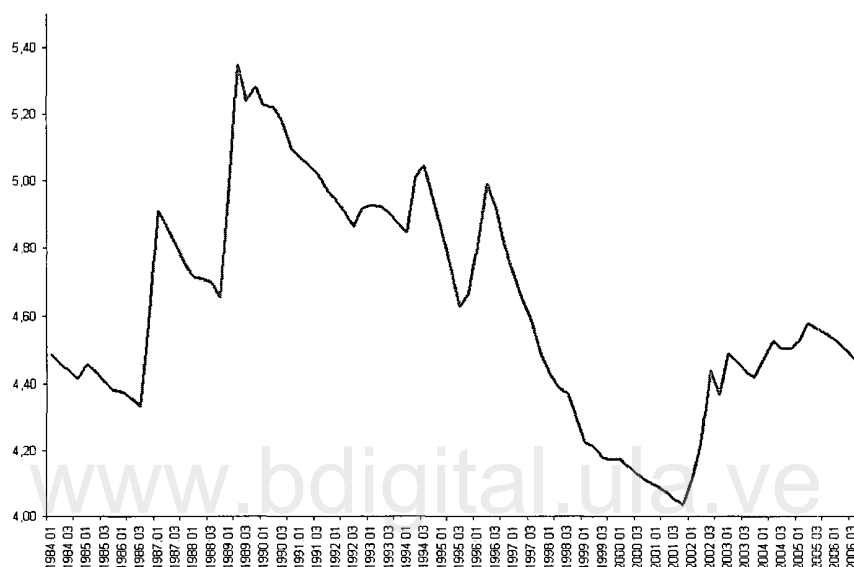


Figura 2.2: Índice Real de Cambio Efectivo (IRCE) 1986:01-2006:04

En particular, Venezuela ha tenido una clara tendencia a la apreciación. Luego de períodos prolongados de desalineamiento, las autoridades devalúan el tipo de cambio nominal, con lo cual reducen la apreciación real, pero solamente en el corto plazo. Una vez que los efectos de la devaluación se transmiten al *tcr*, éstos se desvanecen con rapidez. Obsérvese en la Figura (2.2) el efecto de las devaluaciones⁹ ocurridas en 1987 (93 %), 1989 (192 %), 1994 (84 %), 1996 (179 %) y 2003 (89 %): todas se manifiestan como un cambio de nivel hacia arriba en la serie (el efecto de la devaluación) que es sucedido por una tendencia descendente (la tendencia a la apreciación).

⁹Medidas como la variación del tipo de cambio nominal promedio del trimestre con respecto al promedio de igual trimestre del año anterior

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Por otra parte, lo anterior también es indicio de que el *tcr* tiene componentes permanentes cuyas trayectorias se caracterizan por ser procesos estocásticos no estacionarios, que podrían manifestarse a través de diferentes determinantes, tales como el precio del petróleo, el principal producto de exportación de Venezuela. De hecho, la literatura sobre el *tcr* en los países en vías de desarrollo, y en particular, los dependientes de materias primas, identifica una estrecha relación entre los precios de éstas y su tipo de cambio real de equilibrio (*tcre*)¹⁰

Por último, también es posible plantearse la hipótesis sobre la dinámica no lineal: es evidente que las apreciaciones perduran en el tiempo, pero se corrigen de forma abrupta, mientras que las depreciaciones son menos duraderas y tienden a retornar rápidamente a la apreciación. Lo anterior sugiere la existencia de dos regímenes diferentes en el conjunto de datos, que podrían modelarse a través de un modelo econométrico no lineal.

La estrategia de modelado econométrico sugerida por Taylor & Sarno (2001), que se presenta en esta sección y se aplica al estudio del *tcre* de Venezuela, permite no sólo modelar el tipo de cambio real de equilibrio como una magnitud que varía a lo largo del tiempo, sino también modelar el ajuste hacia ese equilibrio de forma no lineal. Esta se basa en la aplicación de modelos de Regresión de Transición Suave (*STR-Smooth Transition Regressions*) que permiten identificar relaciones no lineales de cointegración entre el tipo de cambio real y sus determinantes, lo cual motiva la construcción de un Modelo No Lineal de Corrección del Error (MNLCE); objetivo principal de la presente aplicación.

2.2.1. La estrategia de modelado

Si realizamos una regresión entre el *tcr* de Venezuela y sus determinantes y, además, asumimos que todas las variables son procesos estocásticos integrados de orden uno $I(1)$, entonces una posible relación de cointegración está definida por:

$$irce = \beta_0 + \beta_1 iprod + \beta_2 prpetro + \beta_3 dti4bd + \beta_4 aenb + u_t \quad (2.15)$$

donde *irce* representa el logaritmo del IRCE, *prpetro* representa el logaritmo del precio real del petróleo, *iproduct* es el logaritmo de un indicador de productividad,

¹⁰En conexión con el tema, véase Hinkle & Montiel (1999) y Cashin *et al.* (2002)

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

$dti4bd$ es el diferencial de la tasa de interés real entre Venezuela y sus socios comerciales, $aenb$ representa los activos externos netos del país y u_t el término del error.

Si, en efecto, (2.15) es una relación de cointegración, entonces existe al menos una combinación lineal entre las variables que es un proceso estacionario $I(0)$ Engle & Granger (1987). Para comprobar este hecho, se realiza una prueba de raíz unitaria a los residuos estimados en (2.15) y si se acepta la hipótesis de estacionariedad, se habrá verificado la existencia de una relación de cointegración. Convencionalmente, las pruebas de hipótesis realizadas, tales como la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF), se basan en modelos lineales.

Sin embargo, existe una corriente en la literatura sobre el $tcre$ que sugiere un enfoque distinto, proveniente de la teoría del comercio de bienes transables en presencia de costos transaccionales. De acuerdo con esta teoría, el ajuste del tcr hacia el equilibrio ocurre de forma no lineal y simétrica. Cuanto mayor es la desalineación del tcr , el ajuste hacia el equilibrio ocurre en menor tiempo y viceversa: cuanto menor es la desalineación, el ajuste hacia el equilibrio ocurre en mayor tiempo.

Este proceso se ilustra a través de un sencillo mecanismo de arbitraje, en el cual el comercio de bienes homogéneos se incrementa en la medida que las ganancias del intercambio comercial superan los costos de transporte y otros costos asociados. Si estas ganancias son lo suficientemente grandes, considerando la Ley de Un Solo Precio, el tipo de cambio real se caracterizará por ser un proceso que revierte hacia su media, es decir, estacionario. Por el contrario, si las ganancias superan ligeramente a los costos de arbitraje, el proceso que caracteriza al tipo de cambio real no revierte a su media debido a que los estímulos para el arbitraje disminuyen y pequeños desalineamientos pueden resultar persistentes a lo largo del tiempo.

La anterior discusión motiva a verificar que el término del error revierte a la media de forma no lineal. En este contexto, no obstante, las pruebas de cointegración lineales convencionales pueden resultar de baja potencia al ser contrastadas con procesos estocásticos no lineales que revierten a su media y, por lo tanto, es posible que no pueda detectarse estacionariedad en los residuos de (2.15).

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

La estrategia alternativa que se aplica, sugerida por Taylor & Sarno (2001), consiste en ejecutar una prueba de significatividad estadística a los residuos de (2.15) que contrasta la hipótesis nula de linealidad contra la alternativa de un modelo no lineal con reversión a la media y luego ajustarles un modelo autorregresivo no lineal estacionario. El rechazo a la hipótesis de linealidad aunado a la posibilidad de ajustarle a los residuos un modelo no lineal estacionario de parámetros adecuados, permite probar la existencia de una relación de cointegración no lineal.

En particular, el modelo autorregresivo de transición suave (STAR) Granger & Teräsvirta (1993), Teräsvirta (1994), Teräsvirta (1998), Teräsvirta (2004) permite caracterizar un proceso de ajuste no lineal que ocurre en cada período pero a una velocidad diferente que varía con la magnitud y el signo de la desviación del equilibrio. Los modelos STAR permiten que la dinámica de una serie temporal se mueva suavemente entre dos regímenes extremos en los cuales las propiedades de reversión a la media del proceso pueden ser bastante diferentes. En el régimen interno, por ejemplo, cuando el proceso se encuentra en el entorno del equilibrio de largo plazo, el comportamiento puede ser el de un proceso de raíz unitaria, mientras que en el régimen externo, caracterizado por grandes desviaciones del equilibrio, el proceso puede ser de fuerte reversión a la media. En el caso de las desviaciones intermedias del equilibrio, el comportamiento se caracteriza por una mezcla de ambos regímenes. Debe resaltarse, sin embargo, que la incapacidad de los modelos STAR para describir el comportamiento del término del error de (2.15) podría manifestarse a través del no rechazo a la hipótesis de linealidad contra la alternativa de un modelo no lineal STAR o en la imposibilidad de ajustar un modelo STAR con parámetros estimados que sean adecuados.

Supóngase entonces que u_t en (2.15) puede ser descrito por el modelo Autorregresivo de Transición Suave Logístico (LSTAR):

$$\begin{aligned} u_t &= \phi' \mathbf{z}_t + \theta' \mathbf{z}_t F(\gamma, c, s_t) + \varepsilon_t \\ &= \{\phi + \theta F(\gamma, c, s_t)\}' \mathbf{z}_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (2.16)$$

donde $\mathbf{z}_t = (1, u_{t-1}, \dots, u_{t-p})'$, $\phi = (\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_m)'$, $\theta = (\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_m)'$ son vectores de $((m+1) \times 1)$ parámetros y ε_t conforma una sucesión de variables

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

aleatorias normales de media cero y varianza σ^2 , $(0, \sigma^2)$, independientes e idénticamente distribuidas (*iid*). La función $F(\gamma, c, s_t)$ es una función acotada de la variable aleatoria de transición continua s_t , que usualmente es un elemento de $\mathbf{z}_t$. En particular $s_t = (u_{t-d})$, $d > 0$, donde d representa un parámetro de rezago. γ es el parámetro de pendiente y $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_K)'$ es un vector de parámetros de localización $c_1 \leq \dots \leq c_K$. El modelo (2.16) puede interpretarse como un modelo lineal con coeficientes estocásticamente variables en el tiempo $\phi + \theta F(\gamma, c, s_t)$. La función de transición es la logística:

$$F(\gamma, c, s_t) = \left(1 + \exp \left\{ -\gamma \prod_{k=1}^K (s_t - c_k) \right\} \right)^{-1}, \quad \gamma > 0 \quad (2.17)$$

La selección más común para K es $K = 1$ y $K = 2$. Si $K = 1$, (2.16) representa el modelo Autorregresivo de Transición Suave Logístico 1 (LSTAR1) y los parámetros $\phi + \theta F(\gamma, c, s_t)$ varían monótonamente en función de s_t entre ϕ y $\phi + \theta$. El modelo LSTAR1 permite caracterizar un comportamiento asimétrico en torno a c_1 . En cambio, si $K = 2$, (2.16) representa el modelo Autorregresivo de Transición Suave Logístico 2 (LSTAR2) y los parámetros varían simétricamente en torno a $(c_1 + c_2/2)$, donde esta función logística alcanza su valor mínimo. γ es un parámetro de pendiente que determina la velocidad de transición entre los dos regímenes para los modelos LSTAR1 y LSTAR2. Los parámetros c_1 y c_2 , por su parte, determinan la ubicación de la función de transición.

Existe también una alternativa al modelo LSTAR2, que es el modelo Autorregresivo de Transición Suave Exponencial (ESTAR) en el cual la función de transición es:

$$F(\gamma, c, s_t) = 1 - \exp \left\{ -\gamma (s_t - c_1^*)^2 \right\}, \quad \gamma > 0$$

Al igual que el modelo LSTAR2, el modelo ESTAR permite modelar un comportamiento simétrico y se considera una alternativa útil porque contiene un parámetro menos que el LSTAR2.

A diferencia de la aplicación al *tcr* de Venezuela, en el que se modela la transición entre un régimen y otro como un LSTAR1 o un LSTAR2; Taylor & Sarno (2001) modelan el término del error u_t como un LSTAR1 o alternativamente como un ESTAR. No obstante, señalan que su decisión entre un tipo de transición

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

u otra, al igual que la nuestra, se basa en un criterio puramente econométrico, en el cual se sigue un procedimiento de selección conocido como la *Regla de Teräsvirta*. Este procedimiento, cabe destacar, no es coincidente con los modelos teóricos del *tc* en presencia de costos transaccionales anteriormente mencionados, los cuales sugieren un comportamiento simétrico para desalineamientos positivos o negativos del *tc*, caracterizado por el modelo ESTAR o LSTAR2.

Ajustar un modelo como (2.16) a u_t permite determinar que, en efecto, el comportamiento de u_t es no lineal de tipo STAR, pero ello no garantiza la estacionariedad de la serie y por ende la existencia de una relación de cointegración. A estos efectos, se reparametriza (2.16), tomando en consideración la especificación del ajuste no lineal, sea éste $K = 1$ o $K = 2$, y se realiza una prueba de raíz unitaria al término del error¹¹:

$$\Delta u_t = \mu_0 + bu_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Delta b_i u_{t-i} + \left(\mu_1 + b' u_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} b'_i \Delta u_{t-i} \right) \times [1 + \exp(-\gamma(u_{t-d} - c_1))]^{-1} + \varepsilon_t \quad (2.18)$$

donde $\Delta = u_t - u_{t-1}$ denota el operador primera diferencia. En esta reparametrización, los parámetros cruciales son b y b' . Si $(b + b') < 0$, el modelo (2.18) es globalmente estable y se acepta la hipótesis de cointegración entre el tipo de cambio real y sus determinantes. Así mismo, aunque $b \geq 0$ es admisible, debe cumplirse que $b' < 0$, lo cual implica que para pequeños desalineamientos, el *tc* puede caracterizarse por ser un proceso de raíz unitaria e incluso mostrar comportamiento explosivo, pero para desalineamientos grandes, el proceso revierte a su media.

2.2.1.1. Pruebas de linealidad y modelado dinámico no lineal

Si $\gamma = 0$ en (2.17), la hipótesis nula, de linealidad, es $H_0 : \gamma = 0$. Sin embargo, el modelo (2.16) se encuentra identificado solamente bajo la hipótesis alternativa $H_1 : \gamma > 0$, lo cual no sólo incide negativamente sobre la estimación de los

¹¹En particular se ha reparametrizado el modelo LSTAR1, pero puede escribirse una reparametrización análoga para LSTAR2

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

parámetros del modelo sino también sobre la interpretación del estadístico del cociente de verosimilitud asociado a la prueba de hipótesis¹². Este problema es resuelto aplicando una expansión de serie de Taylor de tercer orden para aproximar la función de transición (2.17), asumiendo que H_0 se cumple. Es habitual asumir que $K = 1$ en (2.17), puesto que la permite comprobar tanto si $K = 1$ o $K = 2$.

Supóngase que la variable de transición s_t es un elemento de $\mathbf{z}_t$ y sea $\mathbf{z}_t = [1, \tilde{\mathbf{z}}_t]$, donde $\tilde{\mathbf{z}}_t$ es un vector de $(m \times 1)$ elementos. La aproximación resulta en la siguiente regresión auxiliar:

$$\begin{aligned} u_t &= \beta'_0 z_t + \beta'_1 \tilde{\mathbf{z}}_t s_t + \beta'_2 \tilde{\mathbf{z}}_t s_t^2 + \beta'_3 \tilde{\mathbf{z}}_t s_t^3 + \varepsilon_t^*, \quad t = 1, \dots, T \\ &= \beta'_0 z_t + \sum_{j=1}^3 \beta'_j \tilde{\mathbf{z}}_t s_t^j + \varepsilon_t^* \end{aligned} \quad (2.19)$$

donde $\varepsilon_t^* = \varepsilon_t + R_3(\gamma, c, s_t)\theta' \mathbf{z}_t$, con $R_3(\gamma, c, s_t)$ que representa el residuo. β_j , $j = 1, 2, 3$ es de la forma $\gamma \tilde{\beta}_j$, donde $\tilde{\beta}_j \neq 0$ es una función de θ y c

La hipótesis nula, de linealidad, entonces es:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0 \quad (2.20)$$

Esta hipótesis se caracteriza por ser lineal en un modelo que linealizado en sus parámetros. Obsérvese también que $\varepsilon_t^* = \varepsilon_t$ si se cumple (2.20). La distribución asintótica del estadístico LM correspondiente si se cumple la hipótesis es χ^2 con $3m$ grados de libertad. También existe una versión del estadístico, más robusta al tamaño de la muestra, que se distribuye como una F con $3m$ y $T - 4m - 1$ grados de libertad si se cumple la hipótesis nula.

Desde un punto de vista operativo, la prueba de linealidad se aplica de la siguiente forma:

1. Defínase un conjunto de potenciales variables de transición, que en nuestro caso equivale a seleccionar cada uno de los rezagos definidos en $\tilde{\mathbf{z}}_t$. Así, sea $S = \{u_{t-1}, \dots, u_{t-p}\}$ el conjunto de potenciales variables de transición.

¹²Este problema y su solución fue discutido con antelación en el contexto del modelo AR-RNA. Véase Lukkonen *et al.* (1988) y Teräsvirta (1994), Teräsvirta (1998)

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

2. Ejecútese la prueba de linealidad empleando cada elemento de S como variable de transición.
3. Si la hipótesis nula se rechaza para varias variables de transición, entonces se selecciona la variable cuyo p -valor fue el mínimo del conjunto en la prueba de linealidad.

Una vez rechazada la hipótesis de linealidad y seleccionada la variable de transición, entonces se aplica la anteriormente mencionada Regla de Teräsvirta para definir el tipo de modelo que se aplicará. Es decir, si $K = 1$ o $K = 2$ en (2.17). Esta regla, que se basa en una sucesión de pruebas basadas en la linealización del modelo (2.16) definida por (2.19) consiste en realizar la siguiente sucesión de pruebas de hipótesis:

$$H_{04} : \beta_3 = 0 \quad (2.21)$$

$$H_{03} : \beta_2 | \beta_3 = 0 \quad (2.22)$$

$$H_{02} : \beta_1 | \beta_2 = \beta_3 = 0 \quad (2.23)$$

Los estadísticos asociados a estas hipótesis también siguen una distribución F y se denotan como F_4 , F_3 y F_2 , respectivamente. Si el rechazo a la hipótesis (2.22) arroja el menor p -valor, entonces se selecciona un modelo LSTAR2. De lo contrario, si el menor p -valor proviene de (2.21) o de (2.23), se selecciona un modelo LSTAR1. Debido a que las tres hipótesis pueden ser rechazadas simultáneamente, la selección del menor p -valor es necesaria.

La estrategia de modelado orientada a probar cointegración no lineal entre el tcr de Venezuela y sus determinantes definida hasta ahora se resume en los siguientes puntos:

1. Ajustar un modelo lineal autorregresivo al término del error u_t , considerando los CSMs: AIC, SBIC, Hannan-Quinn (HQ) y Error Final de Predicción (FPE) para determinar la estructura de rezagos de esta estimación.
2. Seleccionar la variable de transición s_t a partir del menor p -valor arrojado por la prueba de linealidad (2.20), luego de aplicarla al modelo (2.19) con cada elemento de $S = \{u_{t-1}, \dots, u_{t-p}\}$.

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

3. Aplicar la Regla de Decisión de Teräsvirta , que se basa en las hipótesis (2.21) - (2.23), para escoger entre los modelos LSTAR1 y LSTAR2 al que mejor describe el proceso de generación de datos de u_t .
4. Verificar que el modelo STAR ajustado es estable globalmente; lo cual equivale a estimar el modelo (2.18) y determinar si $(b + b') < 0$.

Probar que existe una relación de cointegración no lineal entre el tcr y sus determinantes en (2.15), implica que existe un Modelo No Lineal de Corrección del Error (MNLCE). El hallazgo de no linealidad del tipo STAR en u_t sugiere modelar Δtcr - es decir, su variable *proxy*: $\Delta irce$ - como un modelo de Regresión de Transición Suave (STR), cuya interpretación es la de un modelo no lineal de corrección del error de régimen cambiante (*Regime-Switching Nonlinear Error Correction Model*)¹³.

En particular, se intenta modelar el MNLCE, bien sea como un modelo de Regresión de Transición Suave Logístico 1 (LSTR1) (2.24) o como un modelo de Regresión de Transición Suave Logístico 2 (LSTR2)(2.25):

$$\begin{aligned}
 \Delta irce = & \beta + \sum_{i=1}^p \xi_{1i} \Delta irce_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{2i} \Delta prpetro_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{3i} \Delta iprod_{t-i} \quad (2.24) \\
 & + \sum_{i=1}^p \xi_{4i} \Delta dti4bd_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{5i} \Delta aenb_{t-i} + \rho_1 \hat{u}_{t-1} \\
 & + [\beta' + \sum_{i=1}^p \xi'_{1i} \Delta irce_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi'_{2i} \Delta prpetro_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi'_{3i} \Delta iprod_{t-i} \\
 & + \sum_{i=1}^p \xi'_{4i} \Delta dti4bd_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi'_{5i} \Delta aenb_{t-i} + \rho_2 \hat{u}_{t-1}] \\
 & \times [1 + \exp(-\gamma(\hat{u}_{t-d} - c_1))]^{-1} + \epsilon_t
 \end{aligned}$$

¹³Para una discusión, así como una aplicación de este tipo de modelos, véase Teräsvirta (1998)

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

$$\begin{aligned}
\Delta irce = & \beta + \sum_{i=1}^p \xi_{1i} \Delta irce_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{2i} \Delta prpetro_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{3i} \Delta iprod_{t-i} \quad (2.25) \\
& + \sum_{i=1}^p \xi_{4i} \Delta dti4bd_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{5i} \Delta aenb_{t-i} + \rho_1 \hat{u}_{t-1} \\
& + [\beta' + \sum_{i=1}^p \xi'_{1i} \Delta irce_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi'_{2i} \Delta prpetro_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi'_{3i} \Delta iprod_{t-i} \\
& + \sum_{i=1}^p \xi'_{4i} \Delta dti4bd_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi'_{5i} \Delta aenb_{t-i} + \rho_2 \hat{u}_{t-1}] \\
& \times [1 + exp - \gamma(\hat{u}_{t-d} - c_1)(\hat{u}_{t-d} - c_2)]^{-1} + \epsilon_t
\end{aligned}$$

Nótese que en ambos modelos, la variable de transición es el término del error de (2.15), u_t , rezagado en un período. Así mismo, ϵ_t representa innovaciones de ruido blanco.

En primer lugar, debe realizarse una prueba de linealidad en el que la hipótesis nula es un modelo lineal de corrección del error de orden p para $\Delta irce$ y la hipótesis alternativa es la no linealidad del tipo STR descrita por (2.24) o (2.25). Tal modelo lineal se encuentra anidado en cualquiera de las anteriores ecuaciones, si el régimen es puramente lineal:

$$\begin{aligned}
\Delta irce = & \beta + \sum_{i=1}^p \xi_{1i} \Delta irce_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{2i} \Delta prpetro_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{3i} \Delta iprod_{t-i} \quad (2.26) \\
& + \sum_{i=1}^p \xi_{4i} \Delta dti4bd_{t-i} + \sum_{i=1}^p \xi_{5i} \Delta aenb_{t-i} + \rho_1 \hat{u}_{t-1} + \epsilon_t
\end{aligned}$$

Asumiendo que la variable de transición adecuada es $\hat{u}_{t-d}$, se aproxima (2.26) mediante una expansión de serie de Taylor de tercer orden:

$$\Delta irce = \rho'_0 A_t + \rho'_1 A_t \hat{u}_{t-d} + \rho'_2 A_t \hat{u}_{t-d}^2 + \rho'_3 A_t \hat{u}_{t-d}^3 + \epsilon_t \quad (2.27)$$

donde A_t es un vector que contiene las variables explicativas del modelo lineal de corrección del error; a saber $\Delta prpetro$, $\Delta iprod$, $\Delta dti4bd$, $\Delta aenb$. Luego, la hipótesis nula, de linealidad, es:

2.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

$$H'_0 : \rho'_1 = \rho'_2 = \rho'_3 = 0 \quad (2.28)$$

para todas las variables de transición $\hat{u}_{t-d}$ que se intenten. Si se rechaza (2.28) en más de una oportunidad, entonces se selecciona la que minimice el p -valor de la prueba de hipótesis F' .

Para determinar si el MNLCE corresponde a un LSTR1 o un LSTR2, se aplica una serie de pruebas de hipótesis anidadas, como siguen:

$$H'_{04} : \rho_3 = 0 \quad (2.29)$$

$$H'_{03} : \rho_2 | \rho_3 = 0 \quad (2.30)$$

$$H'_{02} : \rho_1 | \rho_2 = \rho_3 = 0 \quad (2.31)$$

Al igual que antes, los estadísticos asociados a estas hipótesis también siguen una distribución F y se denotan como F'_4 , F'_3 y F'_2 , respectivamente. Entonces, una vez más, se aplica la Regla de Teräsvirta : si el rechazo a la hipótesis (2.29) arroja el menor p -valor, entonces se selecciona un modelo LSTR2. De lo contrario, si el menor p -valor proviene de (2.29) o de (2.31), se selecciona un modelo LSTR1. Debido a que las tres hipótesis pueden ser rechazadas simultáneamente, la selección del menor p -valor es necesaria.

2.2.1.2. Consideraciones relevantes: estimación de parámetros

La estimación de los parámetros del modelo STAR se hace por Máxima Verosimilitud Condicional y la función de log-verosimilitud se estima por el algoritmo iterativo BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno). La convergencia de éste a una solución óptima depende, en gran medida, de una adecuada selección de valores iniciales. Para hallarlos, se fijan los parámetros γ y c_1 (en el caso de LSTAR1) y γ , c_1 y c_2 (en el caso LSTAR2) en la función de transición. Luego se construye una retícula para hallar la combinación de parámetros que minimiza la suma de los residuos al cuadrado (SRC). Con éstos se aplica el algoritmo de optimización y se obtienen las estimaciones definitivas de parámetros.

Capítulo 3

Resultados de las aplicaciones

3.1. Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

En esta sección se presentan los resultados de la aplicación de la estrategia de modelado propuesta por Medeiros (2006) al pronóstico de la inflación mensual de Venezuela.

Para ello, en primer lugar, se presenta la data empleada así como la transformación aplicada a ésta y seguidamente se exponen las distintas fases que conducen a la construcción del modelo AR-RNA. Todo ello permitirá no sólo evaluar la capacidad de pronóstico de los modelos estimados, sino también ilustrar detalladamente todas las decisiones intermedias que conforman la estrategia.

3.1.1. La data

El indicador de inflación empleado es el Índice de Precios al Consumidor del área metropolitana de Caracas (IPC), con año base 2007 = 100, que el Banco Central de Venezuela (BCV) produce con frecuencia mensual. La muestra abarca el período 1950:01 - 2008:08 y en total se dispone de 704 datos mensuales, lo que conforma la serie temporal de precios más larga que existe para la economía venezolana.

Es digno de resaltar que esta cantidad de datos es adecuada para garantizar las propiedades asintóticas de los estimadores y, en efecto, supera la cantidad de

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

datos empleados en las estimaciones de Teräsvirta *et al.* (2005), quienes realizan pronóstico de series temporales macroeconómicas empleando 40 años de datos mensuales, es decir, 480 datos. También supera la cantidad de datos empleados en las aplicaciones presentadas por Medeiros (2006) quien dispone, a lo sumo, de 456 datos en total.

Considerando que el IPC es un número índice que sintetiza las variaciones de un conjunto de precios que refleja el patrón de consumo de las familias que habitan el área metropolitana de Caracas y, por extensión, el de las familias venezolanas; la *inflación* se mide a partir de las variaciones porcentuales de este índice.

Así, si desea medirse la inflación anual de la economía venezolana, entonces deberá calcularse la variación porcentual del IPC ocurrida entre el mes en curso del presente año e igual mes del año anterior. De igual modo, la inflación mensual es igual a la variación del IPC ocurrida entre el mes en curso y el mes anterior. La inflación del período t con respecto al período $t - 1$ se calcula así:

$$\Delta ipc_t = \left(\frac{ipc_t}{ipc_{t-1}} - 1 \right) \times 100 \quad (3.1)$$

donde Δipc_t denota la variación porcentual del IPC del período t con respecto al período $t - 1$.

Una forma alternativa de calcular Δipc_t , que de hecho se aplica a la data, es calcular el operador diferencia $\Delta = ipc_t - ipc_{t-1}$ al logaritmo neperiano de cada dato:

$$\log(ipc_t) - \log(ipc_{t-1}) \approx \left(\frac{ipc_t}{ipc_{t-1}} - 1 \right) \quad (3.2)$$

lo cual permite calcular la variación de ipc_t con respecto a ipc_{t-1} en tanto por uno, pero al multiplicar (3.2) por 100 resulta:

$$\Delta \log(ipc_t) \times 100 \approx \Delta ipc_t \quad (3.3)$$

donde $\Delta \log(ipc_t) = \log(ipc_t) - \log(ipc_{t-1})$.

Como puede observarse en el cuadro 3.1, la inflación mensual de Venezuela ha sido, en promedio, de 1,19 %. El valor máximo registrado en la muestra es de 19.28 %, ocurrido en el período 1989:03, que refleja la política de liberación de precios aplicada por el gobierno venezolano de la época. Por su parte, el mínimo

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

(-6,06 %) se registró en el período 1959:12. La data muestra cierta volatilidad, que se refleja en la desviación estándar de 1,79 %.

Δipc_t : estadísticos descriptivos	
Media	1,19
Mínimo	-6,06
Máximo	19,28
Desv. Estándar	1,79

Cuadro 3.1: Estadísticos descriptivos estimados para la inflación mensual de Venezuela. Período 1950:02-2008:08

No obstante, obsérvese en el cuadro 3.2 que la hipótesis nula de raíz unitaria es rechazada en las cuatro pruebas estadísticas que se realizan.

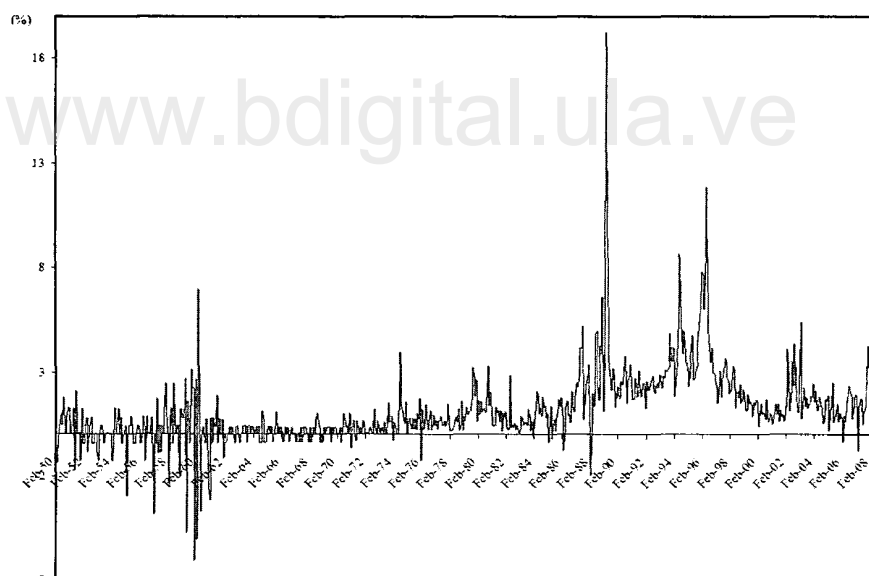


Figura 3.1: Inflación mensual de Venezuela 1950:02-2008:08. Calculada empleando (3.3)

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

3.1.2. Especificación, estimación y pronóstico

La especificación y estimación del modelo AR-RNA, así como el pronóstico de un paso realizado a partir de éste se realiza recursivamente, empleando una *ventana expansiva* de datos. Cada vez que se incluye una nueva observación, el modelo es re-especificado y re-estimado antes de realizar cada pronóstico. De esta forma se simula una situación de pronóstico en tiempo real. Así, luego de haber perdido un dato en la transformación realizada al IPC, los datos empleados en la estimación inicial abarcan el período 1950:02 - 2004:05 y con la incorporación de un dato mensual cada vez, la cantidad de datos se expande hasta completar el período 1950:02 - 2008:07.

Lo explicado con antelación equivale a especificar y estimar 51 modelos diferentes, a partir de los cuales se realiza un pronóstico de un paso hacia adelante en cada oportunidad. Así, por ejemplo, para especificar y estimar el modelo destinado al pronóstico del período 2004:06, se emplean los datos del período 1950:02 - 2004:05 y para pronosticar el dato correspondiente al período 2008:08, la muestra de datos abarca el período 1950:02 - 2008:07.

3.1.2.1. Etapa de especificación: selección de rezagos a ser incluidos

Considerando que el IPC usualmente presenta estacionalidad, se sigue a Teräsvirta *et al.* (2005), quienes sugieren establecer en $q = 12$ la cantidad máxima de rezagos a incluir en el proceso de selección de rezagos relevantes, cuando se emplee

Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)				
Muestra	Rezagos en diferencia	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)
1950:02-2008:08	AIC, HQ, FPE: 11		-2,26	-1,94
	SBIC: 4		-3,60	
	AIC, HQ, FPE: 11	c	-3,17	-2,86
	SBIC: 4		-4,79	

Cuadro 3.2: Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) aplicadas a Δipc_t . **1950:02-2008:08.** Los rezagos en diferencia fueron calculados con los CSMs: Akaike (AIC), Error Final de Predicción (FPE), Hannan-Quinn (HQ) y Schwarz - Bayesiano (SBIC). En el primer par de pruebas no se incluyó ningún término determinístico, mientras que en el segundo se incluyó una constante c . Las pruebas se realizaron al 5 % de significancia.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

data de precios con frecuencia mensual.

El otro elemento determinante en este proceso es la selección del CSM a utilizar. Es un hecho conocido que la utilización del criterio SBIC conduce a la estimación de modelos más parsimoniosos que si se utilizara el AIC. Por esta razón, con la finalidad de evaluar el impacto que la selección del CSM tiene sobre la especificación final del modelo y su capacidad de pronóstico, se realizaron dos procesos de selección de variables: uno empleando el criterio SBIC (*Modelos tipo 1*) y otro utilizando el criterio AIC (*Modelos tipo 2*). El procedimiento de selección de rezagos con $q = 12$ implicó la estimación de un total de 4096 modelos lineales por MCO en cada período. Nótese en los cuadros 3.3 y 3.4 que la cantidad máxima de rezagos incluidos en el modelo cuando se empleó SBIC fue a lo sumo 4, mientras que cuando se empleó AIC se incluyeron un máximo de 8 rezagos.

www.bdigital.ula.ve

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

Selección de rezagos relevantes según CSM				
Muestra	Cant. Datos	Rezagos		
		SBIC	AIC	
1950:02 - 2004:05	652	[1,2,3,12]	[1,4,5,6,7,8,9,12]	
1950:02 - 2004:06	653	[1,2,3]	[1,2,5,6,7,8,9]	
1950:02 - 2004:07	654	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2004:08	655	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2004:09	656	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2004:10	657	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2004:11	658	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2004:12	659	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:01	660	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:02	661	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:03	662	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:04	663	[1,2,3]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:05	664	[1,2,3,4]	[1,2,3,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:06	665	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:07	666	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:08	667	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:09	668	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:10	669	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:11	670	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2005:12	671	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2006:01	672	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2006:02	673	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2006:03	674	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2006:04	675	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	
1950:02 - 2006:05	676	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]	

Cuadro 3.3: Selección de rezagos relevantes según Criterio de Selección de Modelos (CSM) 1950:02 - 2006:05: Criterio de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Información Schwarz-Bayesiano (SBIC). La segunda columna refleja la cantidad de datos incluida en la estimación de cada modelo, de acuerdo con la muestra correspondiente.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

Selección de rezagos relevantes según CSM			
<i>Muestra</i>	<i>Cant. Datos</i>	<i>Rezagos</i>	
		<i>SBIC</i>	<i>AIC</i>
1950:02 - 2006:06	677	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]
1950:02 - 2006:07	678	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,8]
1950:02 - 2006:08	679	[1,2,3,4]	[1,2,3,4,5,6,7,9]
1950:02 - 2006:09	680	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2006:10	681	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2006:11	682	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2006:12	683	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:01	684	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:02	685	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:03	686	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:04	687	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:05	688	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:06	689	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:07	690	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:08	691	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:09	692	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:10	693	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:11	694	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2007:12	695	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2008:01	696	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2008:02	697	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2008:03	698	[1,2,3,4]	[1,2,4,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2008:04	699	[1,2,3,4]	[1,2,3,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2008:05	700	[1,2,3,4]	[1,2,3,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2008:06	701	[1,2,3,4]	[1,2,3,5,6,7,8,9]
1950:02 - 2008:07	702	[1,2,3,4]	[1,2,3,5,6,7,8,9]

Cuadro 3.4: Selección de rezagos relevantes según Criterio de Selección de Modelos (CSM) 1950:02 - 2008:07: Criterio de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Información Schwarz-Bayesiano (SBIC). La segunda columna refleja la cantidad de datos incluida en la estimación de cada modelo, de acuerdo con la muestra correspondiente.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

3.1.2.2. Etapa de especificación: prueba de linealidad con $H_0 : h = 0$ neuronas

Una vez definidos los rezagos que van a incluirse en el modelo, a partir de los cuales se seleccionan los que serán incluidos en las neuronas, se realizó una sucesión de pruebas de linealidad en la cual la hipótesis nula (2.10) equivale a estimar un modelo AR. Éste último se especificó en cada oportunidad con todas las combinaciones posibles de los rezagos: incluyéndolos todos, luego eliminando uno cada vez, después dos cada vez hasta dejar una especificación en la que sólo estuvo presente la constante. Este procedimiento involucró la realización de 16 pruebas de hipótesis cuando se incluyeron 4 variables en el modelo y 256 cuando se incluyeron 8.

En los cuadros 3.5 - 3.8 se presentan las significancias marginales o p -valores mínimos de la sucesión de pruebas de linealidad realizadas para los Modelos tipo 1 y los Modelos tipo 2. En la primera columna de cada cuadro se señala el valor correspondiente a las pruebas cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $h = 0$ neuronas. Estos valores corresponden a la combinación de rezagos incluidos en el modelo AR para los cuales ocurrió el rechazo más fuerte de la hipótesis nula.

Un aspecto que cabe destacar tiene que ver con las frecuencias de rechazo de $H_0 : h = 0$ cuando el modelo AR se especifica con los rezagos seleccionados por el criterio AIC o el SBIC. Mientras que el Modelo tipo 1 es rechazado en 78 % de las veces que se aplicaron las pruebas de linealidad, el Modelo tipo 2 es rechazado en todas las oportunidades. Esta evidencia conduce a inferir que las estimaciones más parsimoniosas favorecen las especificaciones lineales.

3.1.2.3. Especificación - estimación: selección de la cantidad de neuronas a incluir en el modelo

Cuando no puede rechazarse la hipótesis de linealidad con un modelo de $h = 0$ neuronas en la hipótesis nula, entonces se procede a estimar los parámetros de un modelo AR con los rezagos previamente seleccionados y a partir de éste se realizan los respectivos pronósticos. Tal es el caso de 12 de los modelos cuyos rezagos fueron seleccionados con el criterio SBIC: comenzando por el modelo estimado con los

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

<i>Muestra</i>	Cantidad de neuronas bajo la hipótesis nula		
	$h = 0$	$h = 1$	$h = 2$
1950:02 - 2004:05	0,0211	0,0348	–
1950:02 - 2004:06	0,0510	–	–
1950:02 - 2004:07	0,0509	–	–
1950:02 - 2004:08	0,0509	–	–
1950:02 - 2004:09	0,0506	–	–
1950:02 - 2004:10	0,0506	–	–
1950:02 - 2004:11	0,0510	–	–
1950:02 - 2004:12	0,0514	–	–
1950:02 - 2005:01	0,0515	–	–
1950:02 - 2005:02	0,0510	–	–
1950:02 - 2005:03	0,0509	–	–
1950:02 - 2005:04	0,0509	–	–
1950:02 - 2005:05	0,0283	0,0221	0,0438
1950:02 - 2005:06	0,0282	0,0223	0,0430
1950:02 - 2005:07	0,0281	0,0224	0,0431
1950:02 - 2005:08	0,0280	0,0223	0,0432
1950:02 - 2005:09	0,0281	0,0224	0,0425
1950:02 - 2005:10	0,0279	0,0223	0,0425
1950:02 - 2005:11	0,0279	0,0223	0,0424
1950:02 - 2005:12	0,0278	0,0223	0,0424
1950:02 - 2006:01	0,0278	0,0223	0,0425
1950:02 - 2006:02	0,0276	0,0221	0,0428
1950:02 - 2006:03	0,0272	0,0221	0,0441
1950:02 - 2006:04	0,0270	0,0221	0,0438
1950:02 - 2006:05	0,0270	0,0222	0,0432

Cuadro 3.5: Resultados de la sucesión de pruebas linealidad para los Modelos tipo 1 (1950:02-2006:05) propuesta por Teräsvirta *et al.* (1993). En el cuadro se muestran los p -valores mínimos de la sucesión de pruebas realizadas cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $h = 0, 1, 2$ neuronas. El nivel de significatividad estadística α depende de $\alpha_0 = 0,95$ y decrece conforme se incrementa el número de unidades ocultas h de acuerdo con la sucesión $\alpha = \frac{1-\alpha_0}{2h}$.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

Muestra	Cantidad de neuronas bajo la hipótesis nula		
	$h = 0$	$h = 1$	$h = 2$
1950:02 - 2006:06	0,0273	0,0223	0,0432
1950:02 - 2006:07	0,0274	0,0224	0,0432
1950:02 - 2006:08	0,0274	0,0224	0,0436
1950:02 - 2006:09	0,0274	0,0223	0,0429
1950:02 - 2006:10	0,0273	0,0221	0,0426
1950:02 - 2006:11	0,0273	0,0221	0,0427
1950:02 - 2006:12	0,0274	0,0222	0,0422
1950:02 - 2007:01	0,0275	0,0222	0,0428
1950:02 - 2007:02	0,0275	0,0221	0,0426
1950:02 - 2007:03	0,0272	0,0218	0,0432
1950:02 - 2007:04	0,0264	0,0216	0,0442
1950:02 - 2007:05	0,0270	0,0217	0,0441
1950:02 - 2007:06	0,0270	0,0217	0,0438
1950:02 - 2007:07	0,0269	0,0213	0,0426
1950:02 - 2007:08	0,0269	0,0215	0,0431
1950:02 - 2007:09	0,0269	0,0216	0,0432
1950:02 - 2007:10	0,0271	0,0215	0,0421
1950:02 - 2007:11	0,0273	0,0212	0,0430
1950:02 - 2007:12	0,0268	0,0208	0,0424
1950:02 - 2008:01	0,0267	0,0212	0,0453
1950:02 - 2008:02	0,0271	0,0210	0,0435
1950:02 - 2008:03	0,0271	0,0212	0,0441
1950:02 - 2008:04	0,0271	0,0212	0,0440
1950:02 - 2008:05	0,0272	0,0214	0,0428
1950:02 - 2008:06	0,0273	0,0215	0,0428
1950:02 - 2008:07	0,0272	0,0213	0,0420

Cuadro 3.6: Resultados de la sucesión de pruebas linealidad para los Modelos tipo 1 (1950:02-2008:07) propuesta por Teräsvirta *et al.* (1993). En el cuadro se muestran los p -valores mínimos de la sucesión de pruebas realizadas cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $h = 0, 1, 2$ neuronas. El nivel de significatividad estadística α depende de $\alpha_0 = 0,95$ y decrece conforme se incrementa el número de unidades ocultas h de acuerdo con la sucesión $\alpha = \frac{1-\alpha_0}{2h}$.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

Muestra	Cantidad de neuronas bajo la hipótesis nula						
	$h = 0$	$h = 1$	$h = 2$	$h = 3$	$h = 4$	$h = 5$	$h = 6$
1950:02 - 2004:05	0,0002	0,0102	0,0251	–	–	–	–
1950:02 - 2004:06	0,0010	0,0042	0,0009	0,0228	–	–	–
1950:02 - 2004:07	0,0032	0,0079	0,0132	–	–	–	–
1950:02 - 2004:08	0,0032	0,0085	0,0042	0,0259	–	–	–
1950:02 - 2004:09	0,0033	0,0075	0,0134	–	–	–	–
1950:02 - 2004:10	0,0034	0,0071	0,0052	0,0171	–	–	–
1950:02 - 2004:11	0,0033	0,0077	0,0174	–	–	–	–
1950:02 - 2004:12	0,0034	0,0080	0,0124	0,0093	–	–	–
1950:02 - 2005:01	0,0033	0,0081	0,0154	–	–	–	–
1950:02 - 2005:02	0,0034	0,0081	0,0138	–	–	–	–
1950:02 - 2005:03	0,0033	0,0070	0,0064	0,0132	–	–	–
1950:02 - 2005:04	0,0034	0,0078	0,0178	–	–	–	–
1950:02 - 2005:05	0,0035	0,0063	0,0234	–	–	–	–
1950:02 - 2005:06	0,0027	0,0079	0,0028	0,0015	0,0018	0,0009	0,0150
1950:02 - 2005:07	0,0028	0,0076	0,0028	0,0020	0,0020	0,0098	–
1950:02 - 2005:08	0,0028	0,0079	0,0033	0,0019	0,0018	0,0117	–
1950:02 - 2005:09	0,0028	0,0083	0,0037	0,0075	0,0049	0,0101	–
1950:02 - 2005:10	0,0027	0,0074	0,0042	0,0064	0,0047	0,0064	–
1950:02 - 2005:11	0,0027	0,0080	0,0031	0,0012	0,0012	0,0179	–
1950:02 - 2005:12	0,0027	0,0088	0,0028	0,0054	0,0112	–	–
1950:02 - 2006:01	0,0027	0,0078	0,0030	0,0012	0,0015	0,0144	–
1950:02 - 2006:02	0,0027	0,0081	0,0024	0,0008	0,0010	0,0131	–
1950:02 - 2006:03	0,0026	0,0074	0,0029	0,0019	0,0021	0,0130	–
1950:02 - 2006:04	0,0026	0,0075	0,0037	0,0013	0,0020	0,0075	–
1950:02 - 2006:05	0,0026	0,0080	0,0039	0,01	0,0420	–	–

Cuadro 3.7: Resultados de la sucesión de pruebas linealidad para los Modelos tipo 2 (1950:02-2006:05) propuesta por Teräsvirta *et al.* (1993). En el cuadro se muestran los p -valores mínimos de la sucesión de pruebas realizadas cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $h = 0, 1, \dots, 6$ neuronas. El nivel de significatividad estadística α depende de $\alpha_0 = 0,95$ y decrece conforme se incrementa el número de unidades ocultas h de acuerdo con la sucesión $\alpha = \frac{1-\alpha_0}{2h}$.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

Muestra	Cantidad de neuronas bajo la hipótesis nula													
	$h = 0$	$h = 1$	$h = 2$	$h = 3$	$h = 4$	$h = 5$	$h = 6$	$h = 7$	$h = 8$	$h = 9$	$h = 10$	$h = 11$	$h = 12$	$h = 13$
1950:02 - 2006:06	0,0027	0,0081	0,0027	0,0034	0,0025	0,00074	0,00934	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:07	0,0027	0,0073	0,0034	0,0052	0,0074	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:08	0,0021	0,0037	0,0047	0,0117	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:09	0,0010	0,0039	0,0035	0,0052	0,0016	0,0014	0,0031	0,0005	0,0011	0,0012	0,0003	0,0021	0,0003	0,0025
1950:02 - 2006:10	0,0009	0,0038	0,0030	0,0109	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:11	0,0009	0,0045	0,0049	0,0084	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:12	0,0009	0,0043	0,0044	0,0057	0,0117	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:01	0,0009	0,0039	0,0035	0,0070	0,0042	0,0026	0,0022	0,0019	0,0082	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:02	0,0009	0,0046	0,0041	0,0081	0,0021	0,00117	0,00031	0,004	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:03	0,0009	0,0033	0,0003	0,0160	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:04	0,0009	0,0042	0,0042	0,0084	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:05	0,0009	0,0035	0,0004	0,0168	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:06	0,0009	0,0037	0,0033	0,0060	0,0035	0,0108	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:07	0,0009	0,0036	0,0038	0,0083	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:08	0,0009	0,0040	0,0042	0,0063	0,0016	0,0095	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:09	0,0009	0,0036	0,0033	0,0071	0,0037	0,0081	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:10	0,0009	0,0038	0,0036	0,0085	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:11	0,0012	0,0051	0,0014	0,0165	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:12	0,0012	0,0039	0,0003	0,0182	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:01	0,0012	0,0038	0,0045	0,0052	0,0033	0,0048	0,0054	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:02	0,0012	0,0045	0,0056	0,0034	0,0021	0,0225	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:03	0,0011	0,0037	0,0003	0,0146	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:04	0,0019	0,0034	0,0017	0,0203	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:05	0,0017	0,0031	0,0017	0,0178	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:06	0,0017	0,0033	0,0015	0,0189	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:07	0,0017	0,0034	0,0016	0,0238	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Cuadro 3.8: Resultados de la sucesión de pruebas linealidad para los Modelos tipo 2 (1950:02-2008:07) propuesta por Teräsvirta *et al.* (1993). En el cuadro se muestran los p -valores mínimos de la sucesión de pruebas realizadas cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $h = 0, 1, \dots, 13$ neuronas. El nivel de significatividad estadística α depende de $\alpha_0 = 0, 95$ y decrece conforme se incrementa el número de unidades ocultas h de acuerdo con la sucesión $\alpha = \frac{1-\alpha_0}{2h}$.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

datos del período 1950:02 - 2004:06 y culminando con el modelo destinado a pronosticar el período 2005:05, que fue estimado con la muestra 1950:02-2005:04.

Caso contrario, cuando se rechaza la linealidad, se inicia la etapa de especificación - estimación, que consiste en la realización de un ciclo de estimación de parámetros y pruebas de linealidad. Primero, se estima un modelo AR-RNA con $h = 1$ unidad oculta y se repite la prueba de linealidad con este modelo en la hipótesis nula y en la alternativa otro con $h = 2$ unidades ocultas. Si se rechaza la hipótesis nula, entonces se añade otra unidad oculta y se verifica nuevamente la linealidad con el modelo de $h = 2$ neuronas y como alternativa uno de $h = 3$. Este proceso se repite sucesivamente hasta que ocurra el primer no rechazo de la hipótesis nula, momento en el cual se culmina el proceso de especificación del modelo.

Las pruebas de linealidad se realizan con un nivel de significatividad estadística α decreciente con la finalidad de favorecer la especificación de modelos más pequeños. Inicialmente, cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $h = 0$ neuronas, $\alpha = 0,05$, pero en la medida que se añaden unidades ocultas, este valor se hace menor. Como se mencionó con antelación (página 32), la significatividad estadística conforma una sucesión de números reales convergentes a cero, que es inversamente proporcional al número de unidades ocultas en el modelo de la hipótesis nula, como puede observarse en el cuadro 3.9.

Así, al observarse los resultados de las pruebas de linealidad realizadas en el ciclo de estimación de parámetros y realización de pruebas, puede evidenciarse que las significancias marginales deben ser cada vez menores para que ocurra un rechazo de la hipótesis de linealidad. De la segunda columna en adelante de los cuadros 3.5 - 3.8 se presentan los p -valores de la sucesión de pruebas realizadas al Modelo tipo 1 y tipo 2, respectivamente, con la finalidad de determinar si se incluirán o no unidades ocultas. Nótese nuevamente que los Modelos tipo 1 son más pequeños que los tipo 2. En el caso de los primeros, la máxima cantidad de neuronas incluidas fue $h = 2$, mientras que en el caso de los segundos, fue $h = 13$.

Por otra parte, en la aplicación de la estrategia de modelado que se realiza, se aplica una variante en el proceso de especificación - estimación a la que aludí anteriormente (página 34). Del conjunto de rezagos relevantes seleccionados, no todos son incluidos en las neuronas. La sucesión de pruebas de hipótesis

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

h	α
0	0,0500
1	0,0250
2	0,0125
3	0,0083
4	0,0063
5	0,0050
6	0,0042
7	0,0036
8	0,0031
9	0,0028
10	0,0025
11	0,0023
12	0,0021
13	0,0019
$\vdots$	$\vdots$
∞	0

Cuadro 3.9: Significatividad estadística (α) de las pruebas de linealidad. h representa el número de unidades ocultas en el modelo de la hipótesis nula y $\alpha = \frac{1-\alpha_0}{2^h}$, donde α_0 representa un nivel de significatividad inicial. En particular, $\alpha_0 = 0,95$.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

en las que el modelo de la hipótesis nula corresponde a uno de h neuronas *versus* uno de $h + 1$ neuronas en la alternativa se realiza, primero, incluyendo todos los rezagos, luego eliminando uno en cada oportunidad, seguidamente dos, hasta que sólo resta una variable. Por lo tanto, los p -valores reportados en los cuadros 3.5 - 3.8 son los mínimos del conjunto de pruebas de linealidad realizadas y a éstos se encuentran asociados los rezagos que son incluidos en las neuronas. De este modo, aun cuando para el modelo correspondiente al período 1950:02-2007:08 se haya seleccionado los rezagos [1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 9] (ver cuadro 3.4) siguiendo lo sugerido por el criterio AIC, no todos éstos formarán parte de la parte no lineal del modelo. En efecto, obsérvese en el cuadro 3.13 que en las $h = 5$ neuronas incluidas solo se incluyen algunos rezagos del conjunto anteriormente mencionado. La especificación del modelo incluye la selección completa de los rezagos solamente en la parte lineal, mientras que en la no lineal, se realiza una selección de estos. En los cuadros 3.10 - 3.13 se presentan los rezagos incluidos en cada neurona para los Modelos tipo 1 y tipo 2.

www.bdigital.ula.ve

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

<i>Muestra</i>	<i>Rezagos incluidos en las neuronas</i>		
	<i>h</i>	<i>h = 1</i>	<i>h = 2</i>
1950:02 - 2004:05	1	[1,2,3,12]	–
1950:02 - 2004:06	0	–	–
1950:02 - 2004:07	0	–	–
1950:02 - 2004:08	0	–	–
1950:02 - 2004:09	0	–	–
1950:02 - 2004:10	0	–	–
1950:02 - 2004:11	0	–	–
1950:02 - 2004:12	0	–	–
1950:02 - 2005:01	0	–	–
1950:02 - 2005:02	0	–	–
1950:02 - 2005:03	0	–	–
1950:02 - 2005:04	0	–	–
1950:02 - 2005:05	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2005:06	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2005:07	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2005:08	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2005:09	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2005:10	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2005:11	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2005:12	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:01	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:02	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:03	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:04	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:05	2	[1,2]	[1]

Cuadro 3.10: Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 1 (rezagos seleccionados con el criterio SBIC). **1950:02-2006:05.**

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

<i>Muestra</i>	Rezagos incluidos en las neuronas		
	<i>h</i>	<i>h</i> = 1	<i>h</i> = 2
1950:02 - 2006:06	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:07	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:08	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:09	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:10	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:11	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2006:12	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:01	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:02	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:03	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:04	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:05	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:06	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:07	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:08	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:09	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:10	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:11	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2007:12	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2008:01	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2008:02	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2008:03	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2008:04	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2008:05	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2008:06	2	[1,2]	[1]
1950:02 - 2008:07	2	[1,2]	[1]

Cuadro 3.11: Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 1 (rezagos seleccionados con el criterio SBIC). 1950:02-2008:07.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

<i>Muestra</i>	Rezagos incluidos en las neuronas						
	<i>h</i>	<i>h</i> = 1	<i>h</i> = 2	<i>h</i> = 3	<i>h</i> = 4	<i>h</i> = 5	<i>h</i> = 6
1950:02 - 2004:05	2	[1,6,8,12]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2004:06	3	[1,6,8]	[1,5,9]	[1,5,9]	–	–	–
1950:02 - 2004:07	2	[1,2,7]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2004:08	3	[1,2,7]	[1,2,7]	[1,5,8]	–	–	–
1950:02 - 2004:09	2	[1,2,7]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2004:10	3	[1,2,7]	[1,2,7]	[1,5,8]	–	–	–
1950:02 - 2004:11	2	[1,2,7]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2004:12	3	[1,2,7]	[1,6,8]	[1,6,8]	–	–	–
1950:02 - 2005:01	2	[1,2,7]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2005:02	2	[1,2,7]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2005:03	3	[1,2,7]	[1,2,7]	[1,3,8]	–	–	–
1950:02 - 2005:04	2	[1,2,7]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2005:05	2	[1,2,7]	[1,6,8]	–	–	–	–
1950:02 - 2005:06	6	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]
1950:02 - 2005:07	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	–
1950:02 - 2005:08	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	–
1950:02 - 2005:09	5	[1,6,8]	[4,5]	[4,5]	[4,5]	[4,5]	–
1950:02 - 2005:10	5	[1,6,8]	[4,5]	[4,5]	[1,2]	[1,2]	–
1950:02 - 2005:11	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	–
1950:02 - 2005:12	4	[1,6,8]	[4,5]	[4,5]	[1,5,8]	–	–
1950:02 - 2006:01	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	–
1950:02 - 2006:02	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	–
1950:02 - 2006:03	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	–
1950:02 - 2006:04	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	–
1950:02 - 2006:05	4	[1,6,8]	[4,5]	[1,4,5,8]	[1,4,5,8]	–	–

Cuadro 3.12: Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 2 (rezagos seleccionados con el criterio AIC). 1950:02-2006:05.

3.1 Modelo Autorregresivo - Red Neuronal Artificial (AR-RNA)

Muestra	Rezagos incluidos en las neuronas													
	h	$h = 1$	$h = 2$	$h = 3$	$h = 4$	$h = 5$	$h = 6$	$h = 7$	$h = 8$	$h = 9$	$h = 10$	$h = 11$	$h = 12$	$h = 13$
1950:02 - 2006:06	6	[1,6,8]	[4,5]	[4,5]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:07	4	[1,6,8]	[4,5]	[4,5]	[4,5]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:08	3	[1,2,7]	[1,5,9]	[1]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:09	13	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-
1950:02 - 2006:10	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:11	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2006:12	4	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:01	8	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:02	7	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,7]	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:03	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:04	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:05	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:06	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:07	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:08	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:09	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:10	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:11	3	[1,6,8]	[1,5,9]	[1,5,9]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2007:12	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:01	6	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:02	5	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:03	3	[1,6,8]	[1,5,8]	[1,5,8]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:04	3	[1,6,8]	[1,5,9]	[1,5,9]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:05	3	[1,6,8]	[1,5,9]	[1,5,9]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:06	3	[1,6,8]	[1,5,9]	[1,5,9]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1950:02 - 2008:07	3	[1,6,8]	[1,5,9]	[1,5,9]	[1,5,9]	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Cuadro 3.13: Rezagos incluidos en las neuronas de los Modelos tipo 2 (rezagos seleccionados con el criterio AIC). 1950:02-2008:07.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

3.1.2.4. Pronóstico de la inflación mensual de Venezuela

La evaluación fuera de la muestra de los modelos AR-RNA estimados se realizó para el período 2004:06-2008:08. En el cuadro 3.14, pueden apreciarse los pronósticos de un paso hacia adelante provenientes de los Modelos tipo 1, tipo 2 y de un autorregresivo lineal con 5 rezagos incluidos, AR(5). Este último fue especificado empleando el criterio SBIC en cada período de estimación. Cabe destacar que los pronósticos provenientes de los modelos tipo 1 desde el período 2004:06 hasta el período 2005:05 provienen de modelos AR con los rezagos definidos en el cuadro 3.3, considerando que en esos casos, la hipótesis de linealidad para un modelo con $h = 0$ neuronas no pudo ser rechazada.

Nótese que de acuerdo con los criterios de evaluación de pronósticos empleados, el desempeño fuera de la muestra de los modelos especificados y estimados siguiendo la estrategia de modelado propuesta por Medeiros (2006) es ligeramente inferior al desempeño del modelo AR puramente lineal. En particular, el Error Cuadrático Medio (RMSE) de los Modelos tipo 1 y tipo 2 son 0,88 y 0,84, respectivamente, mientras que el del modelo AR(5) es 0,80. Así mismo, el Error Absoluto Medio (MAE) de los Modelos tipo 1 y tipo 2 es 0,64 y 0,70, respectivamente, frente a un MAE de 0,62 para el modelo puramente lineal. Este desempeño puede explicarse, probablemente, por la presencia de heteroscedasticidad condicional en los residuos de los modelos así como por la elevada variabilidad de los parámetros a lo largo del período muestral; razones que, de ser confirmadas, sugerirían re-especificar y re-estimar los modelos para lograr un mejor desempeño fuera de la muestra.

3.2. Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

3.2.1. La data

En el estudio de la dinámica no lineal del *tcrc* se emplearon datos del período 1984:01-2006:04 con frecuencia trimestral y se dispuso de una muestra de 92 datos en total. Esta cantidad, aunque pequeña en comparación con la utilizada en

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Período	Observación	Modelos tipo 1		Modelos tipo 2		AR (5)	
		Pronóstico	Error	Pronóstico	Error	Pronóstico	Error
2004:06	1.84	1.65	0.18	1.65	0.19	1.53	0.31
2004:07	1.37	1.49	-0.12	1.76	-0.39	1.59	-0.22
2004:08	1.33	1.36	-0.04	1.85	-0.53	1.50	-0.17
2004:09	0.52	1.39	-0.87	1.55	-1.03	1.34	-0.82
2004:10	0.61	0.95	-0.34	1.46	-0.85	1.02	-0.41
2004:11	1.67	0.85	0.82	0.98	0.69	1.03	0.64
2004:12	1.58	1.19	0.39	1.10	0.47	1.29	0.29
2005:01	1.90	1.33	0.56	1.54	0.36	1.31	0.59
2005:02	0.17	1.64	-1.47	1.41	-1.24	1.38	-1.21
2005:03	1.21	0.92	0.29	1.27	-0.06	0.86	0.35
2005:04	1.32	1.15	0.16	0.71	0.60	1.25	0.07
2005:05	2.50	1.07	1.43	1.08	1.43	1.29	1.21
2005:06	0.57	1.53	-0.96	1.79	-1.22	1.74	-1.17
2005:07	0.86	1.49	-0.62	1.08	-0.22	0.95	-0.09
2005:08	0.95	1.06	-0.11	0.86	0.09	1.11	-0.16
2005:09	1.47	1.12	0.36	0.97	0.51	1.15	0.32
2005:10	0.62	1.08	-0.46	1.66	-1.04	1.41	-0.79
2005:11	1.06	1.09	-0.03	0.99	0.07	0.85	0.21
2005:12	0.78	0.97	-0.18	0.89	-0.11	1.02	-0.24
2006:01	0.78	1.02	-0.24	1.19	-0.42	0.96	-0.18
2006:02	-0.36	0.86	-1.22	0.96	-1.32	0.97	-1.33
2006:03	0.90	0.57	0.34	0.77	0.13	0.41	0.49
2006:04	0.62	0.48	0.14	0.77	-0.15	0.80	-0.18
2006:05	1.61	0.72	0.89	0.64	0.97	0.70	0.91
2006:06	1.84	0.88	0.96	1.02	0.82	1.04	0.80
2006:07	2.37	1.43	0.94	1.00	1.36	1.15	1.22
2006:08	2.18	1.77	0.41	0.99	1.19	1.65	0.53
2006:09	1.88	2.02	-0.14	1.02	0.86	1.70	0.18
2006:10	0.74	1.96	-1.22	1.15	-0.41	1.79	-1.05
2006:11	1.30	1.59	-0.29	1.21	0.10	1.40	-0.10
2006:12	1.82	1.28	0.54	1.85	-0.03	1.52	0.30
2007:01	1.98	1.46	0.52	1.89	0.09	1.64	0.34
2007:02	1.36	1.61	-0.25	1.88	-0.52	1.65	-0.29
2007:03	-0.74	1.61	-2.35	1.04	-1.78	1.34	-2.08
2007:04	1.40	0.88	0.52	1.07	0.33	0.61	0.79
2007:05	1.72	0.73	0.99	1.32	0.40	1.24	0.48
2007:06	1.75	1.23	0.52	1.61	0.14	1.41	0.34
2007:07	0.50	1.32	-0.82	1.54	-1.05	1.33	-0.83
2007:08	1.06	1.30	-0.24	0.61	0.45	0.73	0.33
2007:09	1.31	1.06	0.25	0.74	0.57	1.19	0.12
2007:10	2.42	1.19	1.23	1.23	1.19	1.31	1.11
2007:11	4.26	1.52	2.74	1.86	2.40	1.69	2.57
2007:12	3.24	2.75	0.48	1.62	1.62	2.39	0.85
2008:01	3.34	2.79	0.55	1.64	1.71	2.42	0.92
2008:02	2.29	3.05	-0.76	2.14	0.16	2.64	-0.35
2008:03	2.24	2.78	-0.54	2.48	-0.24	2.52	-0.28
2008:04	1.56	2.40	-0.84	2.66	-1.10	2.60	-1.04
2008:05	3.40	2.06	1.34	2.51	0.89	2.09	1.31
2008:06	2.26	2.37	-0.11	3.30	-1.04	2.63	-0.37
2008:07	1.62	2.34	-0.71	2.24	-0.62	2.18	-0.56
2008:08	1.68	1.97	-0.30	2.32	-0.65	1.86	-0.18
RMSE			0.84		0.88		0.80
MAE			0.64		0.70		0.62

Cuadro 3.14: Pronóstico de un paso de los Modelos tipo 1. tipo 2 y AR (5) 2004:06-2008:08.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

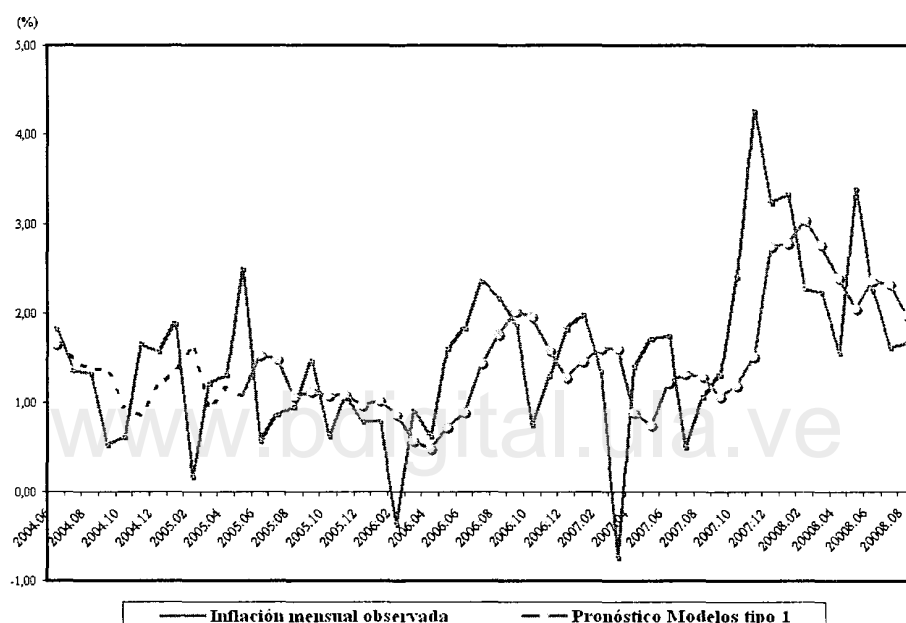


Figura 3.2: Pronósticos de la inflación mensual de Venezuela (modelos tipo 1) e inflación mensual observada **2004:06 - 2008:08**. La línea punteada (2004:07 - 2005:05) corresponde a pronósticos realizados a partir de modelos AR con los rezagos indicados en el cuadro 3.3. El resto de los pronósticos provienen de modelos AR-RNA con los rezagos que pueden observarse en los cuadros 3.3 y 3.4 para la parte lineal del modelo y con los rezagos y cantidad de unidades ocultas que se muestran en los cuadros 3.10 y 3.11.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

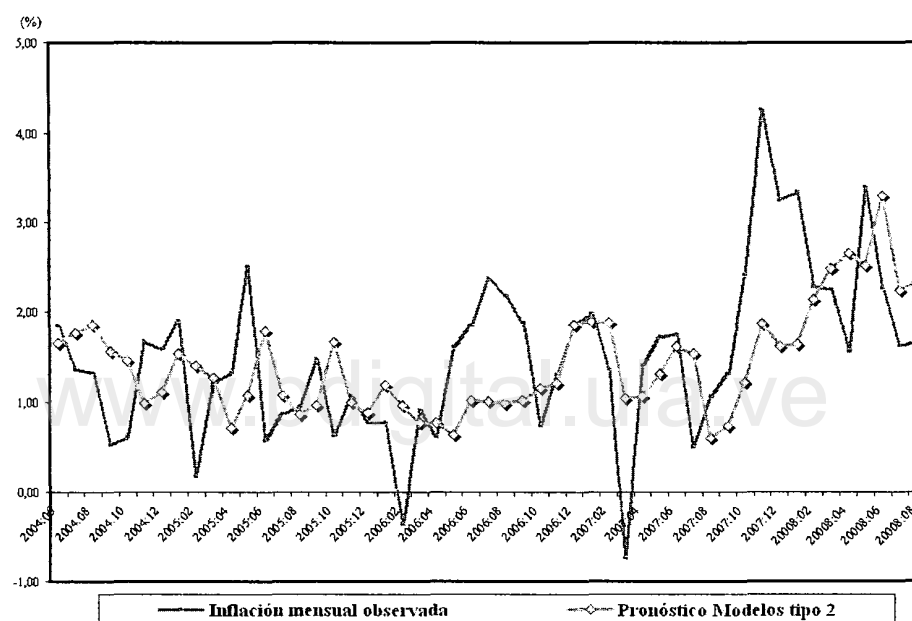


Figura 3.3: Pronósticos de la inflación mensual de Venezuela (modelos tipo 2) e inflación mensual observada 2004:06 - 2008:08. Los pronósticos provienen de modelos AR-RNA con los rezagos que pueden observarse en los cuadros 3.3 y 3.4 para la parte lineal del modelo y con los rezagos y cantidad de unidades ocultas que se muestran en los cuadros 3.12 y 3.13.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

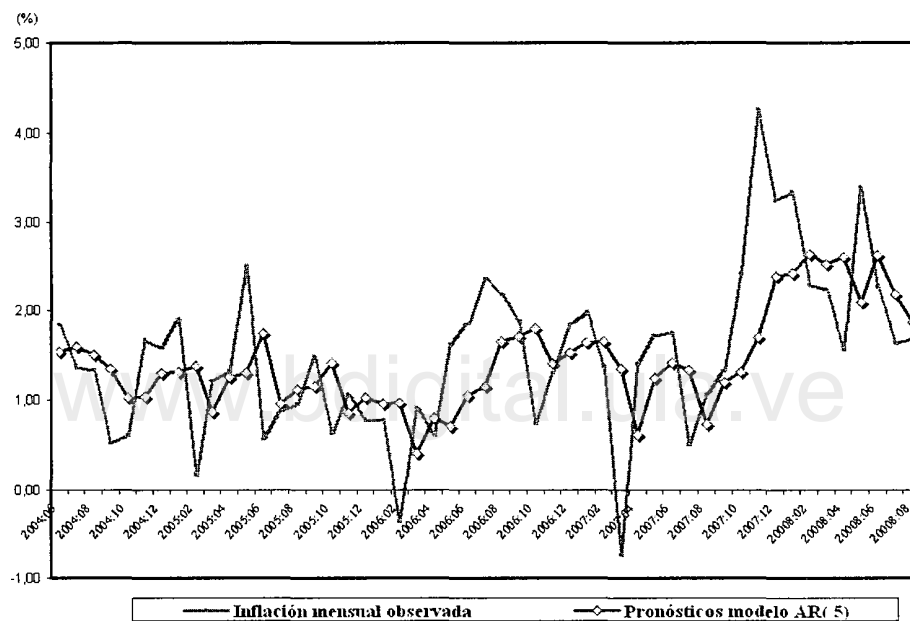


Figura 3.4: Pronósticos de la inflación mensual de Venezuela provenientes de modelo AR(5) e inflación mensual observada 2004:06 - 2008:08. Los pronósticos provienen de un modelo autorregresivo con 5 rezagos, AR(5). La cantidad de rezagos se definió a partir del criterio SBIC aplicado a la muestra en cada estimación.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

aplicaciones estadísticas provenientes de otras disciplinas, se considera aceptable en comparación con estudios de este tipo, tales como el de Zaldueño (2006) y Vivanco (2005), quienes emplearon 43 y 54 datos de frecuencia anual, respectivamente. La naturaleza de los datos, la frecuencia con la que las agencias estadísticas de los países los producen, las discrepancias metodológicas existentes entre éstas y entre las muestras efectivamente obtenidas, así como las debilidades típicas en la recolección de datos socio-económicos de los países en vías de desarrollo, son sólo algunos de los aspectos que usualmente dificultan la obtención de muestras más grandes. Así pues, buena parte del esfuerzo de estudiar el *tc* de un país se concentra en la obtención de datos confiables para realizar estimaciones econométricas, como lo señala Hinkle & Montiel (1999).

A continuación se presentan los detalles sobre las variables empleadas en la estimación de la dinámica no lineal del *tc*, algunos estadísticos descriptivos y las pruebas de raíces unitarias realizadas a cada serie. Estas últimas, que son cruciales en la aplicación de técnicas de cointegración, se orientaron a verificar que las series en niveles son procesos de raíz unitaria y que al aplicarles una vez el operador diferencia son procesos estocásticos estacionarios; es decir, verificar que las series son procesos estocásticos integrados de orden uno $I(1)$.

A todas las series se les aplicaron las pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF), que verifica la hipótesis nula de proceso de raíz unitaria y la prueba de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS), que verifica la hipótesis nula de proceso estacionario. Siguiendo a Brüggemann (2006), quienes toman en consideración los quiebres estructurales de las series temporales al verificar la estacionariedad; a la serie del IRCE se le aplicó, además, la prueba de cointegración *S&L* con hipótesis nula de rango de cointegración igual a cero con dos variables instrumentales o *dummy*, debida a Saikkonen & Lütkepohl (2002), que permite verificar la estacionariedad de la serie.

Cabe destacar también que se aplicó logaritmo neperiano a todas las variables, excepto al diferencial de tasas de interés porque presenta valores menores que cero; transformación monotónica que permite mantener la escala y aminorar la variabilidad de las series.

3.2.1.1. El Índice Real de Cambio Efectivo (IRCE)

La medida del *tcr* empleada en la aplicación es el Índice Real de Cambio Efectivo (IRCE). Este indicador refleja la posición competitiva externa del país a través de la evolución relativa de las tasas de cambio entre la moneda venezolana y la de sus principales socios comerciales, ajustadas por los diferenciales de inflación. La participación relativa de éstos en el flujo de importaciones y exportaciones determina las ponderaciones del IRCE. Una variación positiva muestra una depreciación del tipo de cambio real y una variación negativa, una apreciación.

De acuerdo con sus componentes, el IRCE es el producto del Índice Nominal de Cambio Efectivo (INCE) y el Índice Relativo de Precios internos y externos (IRPRE), con base 1997:06 = 100. Así:

$$IRCE_t = \frac{INCE_t \times IRPRE_t}{100} \quad (3.4)$$

El *INCE* es la media geométrica ponderada¹ de cocientes entre tasas de cambio, expresados en términos de una moneda común:

$$INCE_t = \prod_{k=1}^m \left(\frac{e_{kt}}{e_{k0}} \right)^{1/\sum_{k=1}^m a_k} \times 100 \quad (3.5)$$

Donde e_{kt} representa el precio de la moneda del país k en el período t , definida en términos de la moneda nacional y e_{k0} representa el precio en moneda nacional de la moneda del país k en el período base. Una variación positiva del INCE indica una depreciación del tipo de cambio nominal, mientras que una variación negativa representa una apreciación.

Por su parte, el IRPRE es un promedio geométrico ponderado de precios relativos de cada uno de los países cuyas monedas se incluyen en el cálculo del índice:

$$IRPRE_t = \prod_{k=1}^m \left(\frac{p_{kt}}{p_t} \right)^{1/\sum_{k=1}^m a_k} \times 100 \quad (3.6)$$

Donde p_{kt} representa un índice de Valor Unitario de Exportaciones (VUE) del país k en el período t y refleja el precio de los bienes comercializados internacionalmente por los socios comerciales de Venezuela. Por otra parte, p_t representa

¹Sea $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ un conjunto de datos y sea $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ un vector de ponderaciones. La *media geométrica ponderada* es $\bar{x} = (\prod_{i=1}^n x_i^{w_i})^{1/\sum_{i=1}^n w_i}$.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

el IPC de los bienes no transables de Venezuela en el período t y mide el precio de los bienes producidos en Venezuela que no son comercializados internacionalmente. Tanto en (3.5) como en (3.6), a_k representa la participación relativa del país en los flujos comerciales (importaciones más exportaciones) con Venezuela en el período t . En particular, son 11 los países con los cuales se realiza la ponderación de la actividad comercial de Venezuela: Alemania, Brasil, Canadá, Chile, Colombia, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón, México y Reino Unido.

Una variación negativa del IRPRE indica un incremento más que proporcional de los precios internos con respecto a los precios registrados en los países que son socios comerciales de Venezuela. Por el contrario, una variación positiva representa un incremento menos que proporcional de los precios internos con respecto a los externos.

En el cuadro 3.15 se observan los resultados de las pruebas de raíces unitarias realizadas a la serie del IRCE.

En el panel A se observan los resultados de la prueba de cointegración $S\&L$ con hipótesis nula de rango de cointegración igual a cero. No rechazar esta hipótesis equivale a no poder rechazar la hipótesis nula de que la serie es un proceso de raíz unitaria.

Esta prueba permite incorporar saltos de nivel que son modelados a través de variables determinísticas o *dummy* para dar cuenta del momento del tiempo en el que ocurren quiebres estructurales. Para las pruebas realizadas sobre la variable en nivel *irce* se emplearon *dummies* de salto, mientras que para la variable diferenciada $\Delta irce$ se emplearon *dummies* de impulso.

La implementación computacional de la prueba que empleé, desarrollada en el *software* JMulti, solamente permite incorporar dos quiebres estructurales cada vez. Por lo tanto, para poder tomar en consideración la presencia de saltos de nivel en la muestra completa 1984:01-2006:04, fue necesario dividirla de forma tal que pudieran considerarse distintos pares de quiebres. En particular, se realizó una prueba para el período 1984:01-1994:01 con saltos de nivel en los períodos 1986:04 y 1989:01 y no pudo rechazarse la hipótesis nula de que la serie es un proceso de raíz unitaria: el estadístico (3,52) fue menor que el valor crítico establecido (6.79) al nivel de significatividad estadística del 5 %. De igual modo, se realizaron

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Panel A: Pruebas de Saikkonen y Lutkepohl (S&L)						
Variable	Muestra	Rezagos en diferencia	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)	
irce	1984:01-1994:01	AIC, HQ, SBIC, FPE: 2	c,t,D86Q4,D89Q1	3.52	6.79	
	1993:01-2006:04	AIC, HQ, SBIC, FPE: 2	c,t,D94Q2,D95Q4	1.11		
		HQ, SBIC: 2	c,t,D94Q2,D02Q1	1.21		
		AIC, FPE: 4		0.76		
	1994:01-2006:04	HQ, SBIC: 1	c,t,D95Q4,D02Q1	0.20		
		AIC, FPE: 4		0.81		
$\Delta irce$	1984:02-1994:01	AIC, FPE, HQ: 2	c,I86Q4,I89Q1	13.63	4.13	
	1994:01-2006:04	AIC, HQ, SBIC, FPE: 1		18.50		
			c,I94Q2,I95Q4	17.93		
			c,I94Q2,I02Q1	18.10		
			c,I95Q4,I02Q1	18.68		
Panel B: Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)						
Variable	Período	Rezagos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)	
irce	1984:01-2006:04	AIC, HQ, SBIC, FPE: 1	c,t	-2.37	-3.41	
		AIC, HQ, SBIC, FPE: 1	c	-1.89	-2.86	
$\Delta irce$	1984:02-2006:04	HQ, SBIC: 0		-6.77	-1.94	
		AIC, FPE: 1		-6.45		
Panel C: Pruebas Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS)						
Variable	Período	Rezagos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)	
irce	1984:01-2006:04	AIC, HQ, SBIC, FPE: 2	c,t	0.37	0.15	
$\Delta irce$	1984:02-2006:04	HQ, SBIC: 1	c	0.13	0.46	
		AIC, FPE: 2		0.12		

Cuadro 3.15: Pruebas de raíces unitarias realizadas a la serie del *irce*. **1984:01-2006:004**. Las variables de la forma *DyyQq* son *dummies* de salto (i.e: *D86Q4*) con valor de 0 en el período previo al cuarto trimestre de 1986 y 1 en lo sucesivo. Las variables de la forma *IyyQq* son *dummies* de impulso (i.e: *I89Q1*) con valor de 1 en el primer trimestre de 1989 y 0 en el resto de la muestra. *c* representa la constante y *t* la tendencia; términos determinísticos que se incluyen en las pruebas. Las hipótesis se contrastan al 5 % de significatividad estadística.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

otras divisiones de la data con su respectivo par de saltos de nivel: 1993:01-2006:04. incorporando quiebres en 1994:02 y 1995:04 así como quiebres en 1994:02 y 2002:01; y 1994:01-2006:04 con saltos en 1995:04 y 2002:01. En todos los casos, la hipótesis nula de presencia de raíz unitaria en la serie no pudo ser rechazada.

Para la serie diferenciada $\Delta irce$ se realizó un proceso análogo, con la única diferencia de haber incorporado *dummies* de impulso en vez de *dummies* de salto. Como puede observarse en los resultados, es evidente que en todos los casos se rechazó la hipótesis de raíz unitaria.

En el panel B se presentan las pruebas de ADF. Obsérvese que para la serie en niveles, incluyendo constante y tendencia como términos determinísticos, por una parte y por la otra, sólo la constante, la prueba realizada no permitió rechazar la hipótesis nula de raíz unitaria. Una vez diferenciada la serie, de acuerdo con las pruebas ADF, la serie es estacionaria.

Por último, en el panel C, se observan los resultados de la prueba KPSS, cuya hipótesis nula es la de un proceso estocástico estacionario. Los resultados de esta prueba permiten confirmar los resultados previos a través del planteamiento de una prueba de hipótesis opuesta: la hipótesis de proceso estocástico estacionario para la serie en niveles es rechazada, mientras que una vez diferenciada la serie, la hipótesis nula no puede rechazarse. En definitiva, puede asumirse con confiabilidad que la serie del IRCE es una variable $I(1)$.

3.2.1.2. Índice de productividad relativa

Las diferencias entre la productividad de Venezuela y sus principales socios comerciales representa una de las razones que motiva la desviación del *tcr* con respecto a su nivel de equilibrio.

En términos generales, cuando el incremento en la productividad relativa de un país - con respecto a sus socios - proviene de un crecimiento mayor en su sector transable que en su sector no transable, el *tcr* tenderá a apreciarse. El mayor nivel de productividad en este sector de la economía - dados los precios de los bienes transables - terminará por incrementar los salarios sectoriales y, mediante un efecto de igualación en los salarios de ambos sectores, los precios del sector no transable serán superiores. Esta situación - conocida en la literatura teórica sobre

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

el *tcr* como *efecto Balassa-Samuelson* - redundará en un mayor nivel general de precios y, por lo tanto, en una apreciación real de tipo de cambio. Si, por el contrario, el incremento en la productividad relativa de la economía proviene de un crecimiento mayor en el sector no transable que en el transable, el resultado será opuesto: el *tcr* se depreciará.

La medición de los diferenciales de productividad entre países, sin embargo, está sujeta a importantes diferencias metodológicas entre los índices de productividad que producen las diferentes agencias estadísticas; aspecto que dificulta la comparabilidad. Por lo tanto, siguiendo a Zaldueño (2006), se construyó un índice de productividad relativa *iprod* que resulta de la razón entre el índice de productividad de Venezuela y el de sus socios comerciales:

$$iprod = \frac{iprod_t \text{ Venezuela}}{iprod_t \text{ Socios}} \quad (3.7)$$

$iprod_t \text{ Venezuela}$ es igual al PIB *per capita* de Venezuela denominado en dólares de paridad del poder adquisitivo (PPP: *Purchasing Power Parity*):

$$iprod_t \text{ Venezuela} = \frac{PIB_t}{tcr_{1997}} \times \frac{IPC_t \text{ Venezuela}}{IPC_t \text{ USA}} \quad (3.8)$$

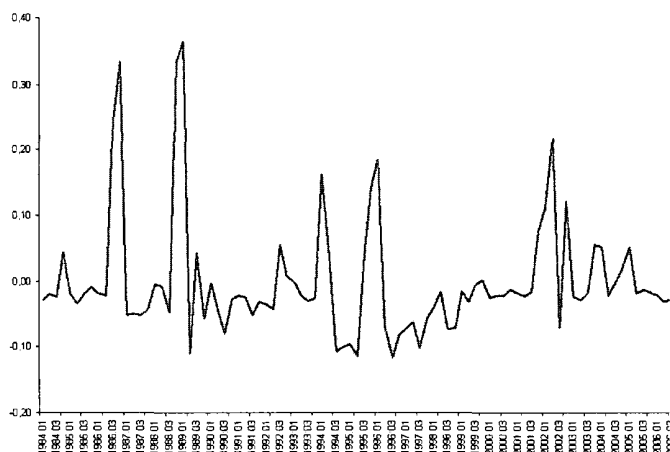


Figura 3.5: Índice Real de Cambio Efectivo diferenciado ($\Delta irce$). 1984:02-2006:04. La serie en niveles (*irce*), puede verse en la figura 2.2

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

En (3.8), PIB_t es el PIB *per capita* de Venezuela denominado en Bolíva- res, tcn_{1997} representa el tipo de cambio nominal Bs./US\$ promedio de 1997, $IPC_t Venezuela$ e $IPC_t USA$ representan los IPCs de Venezuela y Estados Unidos en el período t , respectivamente.

Por su parte, $iprod_t Socios$ es el promedio ponderado de los k socios comer- ciales de Venezuela:

$$iprod_t Socios = \sum_{i=1}^k iprod_{it}(q_i) \times \frac{1}{\sum_{i=1}^k q_i} \quad (3.9)$$

donde $q_i \in Q = \{q_1, \dots, q_k\}$ y Q es un vector de ponderaciones que depende del flujo comercial (importaciones más exportaciones) de cada socio con Vene- zuela. Así mismo, $iprod_{it}$ representa el índice de productividad del socio i en el período t :

$$iprod_{it} = \frac{PIB_{it}}{tcn_{1997}} \times \frac{IPC_{it}}{IPC_t USA} \quad (3.10)$$

En (3.10), PIB_{it} es el PIB *per capita* del socio i en su moneda local, tcn_{1997} es el tipo de cambio nominal promedio entre la moneda del país i y dólares americanos. IPC_{it} e $IPC_t USA$ representan los IPCs del socio i y Estados Unidos en el período t , respectivamente.

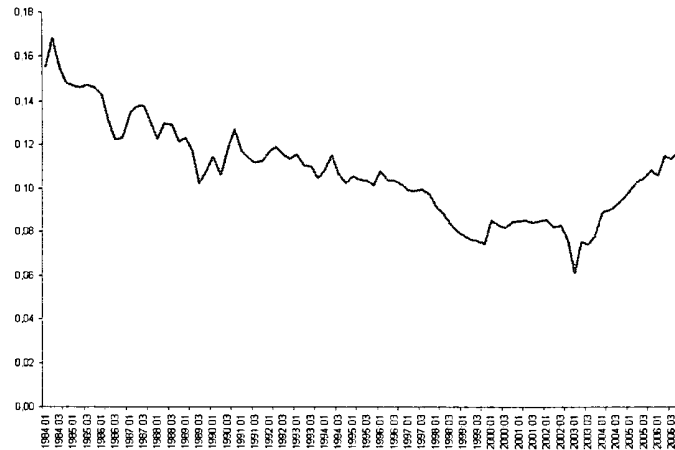


Figura 3.6: Índice de Productividad Relativa de Venezuela ($iprod$). 1984:01-2006:04.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

En la figura 3.6, puede observarse que *iprod* tiene una tendencia descendente durante la mayor parte de la muestra, comportamiento que coincide con la tendencia a la apreciación real del *irce* (véase la figura 2.2). Esta evidencia puede interpretarse como una pérdida de competitividad de la economía venezolana frente a sus principales socios comerciales; aspecto que favorece la importación de bienes y servicios hacia Venezuela. Es notorio el punto de inflexión ocurrido en *iprod* durante 2003; asociado al *boom* petrolero que influyó en un importante incremento del PIB nominal *per cápita*.

En el cuadro 3.16 se presentan los resultados de las pruebas de raíces unitarias para *iprod* y $\Delta iprod$. En el panel A se observan los resultados de la prueba ADF. Se incluyeron constante y tendencia como términos determinísticos en la prueba realizada a *iprod* puesto que los valores de la serie, en promedio, no sólo son diferentes de cero sino que evidentemente presentan una tendencia descendente, como se mencionó anteriormente. La hipótesis nula de raíz unitaria no pudo ser rechazada para la serie en niveles. En cuanto a $\Delta iprod$, las dos pruebas reportadas, rechazan claramente la hipótesis de raíz unitaria. Un resultado análogo se presenta en el panel B: la hipótesis nula de proceso estacionario se rechaza para la serie en niveles, *iprod*; pero ésta no puede ser rechazada cuando se realiza la prueba a

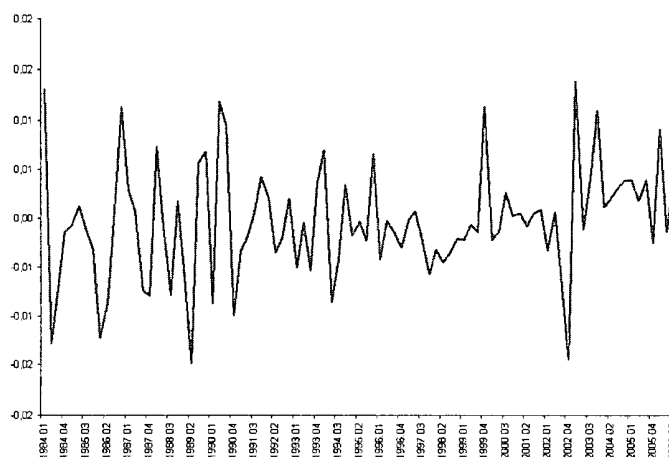


Figura 3.7: Índice de Productividad Relativa de Venezuela diferenciado ($\Delta iprod$). 1984:02-2006:04.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

$\Delta iprod$. Considerada esta evidencia, puede asumirse que la variable $iprod$ es un proceso $I(1)$

Panel A: Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)					
Variable	Período	Retrazos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)
iprod	1984:01-2006:04	HQ, SBIC: 0	c, t	-1,20	-3,41
		AIC, FPE: 2		0.17	
$\Delta iprod$	1984:02-2006:04	SBIC: 0		-9,94	-1,94
		AIC, FPE, HQ: 2		-5,00	
Panel B: Pruebas Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS)					
Variable	Período	Retrazos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)
iprod	1984:01-2006:04	AIC, FPE: 5	c, t	0,24	0,15
		HQ, SBIC: 1		0.56	
$\Delta iprod$	1984:02-2006:04	AIC, FPE: 4	c	0.43	0,46
		HQ, SBIC: 0		0.00	

Cuadro 3.16: Pruebas de raíces unitarias realizadas a la serie del Índice de Productividad Relativa de Venezuela $iprod$. **1984:01-2006:04.** c representa la constante y t la tendencia; términos determinísticos que se incluyen en las pruebas. Las hipótesis se contrastan al 5 % de significatividad estadística.

3.2.1.3. Precios Reales del Petróleo

La literatura sobre el tcr ha mostrado sólidas evidencias de que, en el caso de países exportadores de materias primas (*commodities*) como Venezuela - cuyo principal producto de exportación es el petróleo - existe una estrecha relación entre el incremento en el precio de la materia prima exportada y la apreciación del tcr . Cushman *et al.* (2002) señalan que los incrementos en los precios del *commodity* exportado por el país generan aumentos de salarios y mayores precios de los bienes no transables. De forma más general, según Díaz-Alejandro (1982), el aumento de los precios de los *commodities* podría inducir un *efecto riqueza* que aumentaría la demanda agregada doméstica, a través del consumo y, por ende, el precio de los no transables. En resumen, el tcr se apreciaría.

MacDonald (2004) comentan que, aunque en principio, el efecto del precio de los *commodities* sobre el tcr podría ser mejor capturado a través de los términos de intercambio², considerando que su numerador incluye la totalidad de las ex-

²Los términos de intercambio son el resultado del cociente entre el nivel general de precios de las exportaciones e importaciones. El término "mejora de los términos de intercambio" se

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

portaciones, pocos autores encuentran que esta variable esté cointegrada con el tcr . Por el contrario, los precios de los *commodities* usualmente forman parte de la relación de cointegración que permite estimar el $tcrc$.

El precio real del petróleo de Venezuela ($prpetro$) se midió de la siguiente forma:

$$prpetro_t = \frac{precio_t}{IPM_t USA} \times 100 \quad (3.11)$$

Donde $precio_t$ representa el precio nominal de la cesta petrolera venezolana³ e $IPM_t USA$ es el Índice de Precios al Mayor de los Estados Unidos en el período t , con base 1997=100.

En la figura 3.8 se observa la evolución de los precios del petróleo durante el período 1984:01 - 2006:04, bajo consideración. Es evidente que el precio muestra una tendencia ascendente que se ha sostenido desde 2002; aspecto que coincide con el mayor nivel de Reservas Internacionales Netas (RIN) registrado.

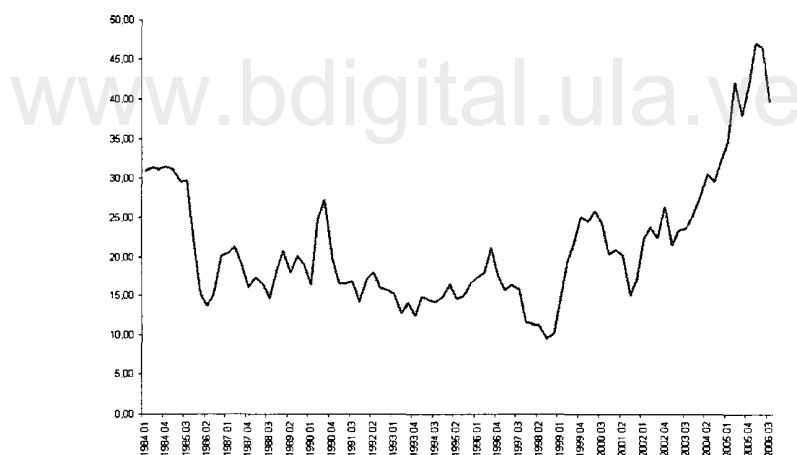


Figura 3.8: Precio Real de la Cesta Petrolera Venezolana ($prpetro$) 1984:01-2006:04

refiere a la situación en la cual los precios de las exportaciones ha crecido más que el de las importaciones. Caso contrario, se emplea el término “deterioro de los términos de intercambio”.

³El precio de la Cesta Petrolera Venezolana es un precio promedio ponderado de realización de las exportaciones de crudo y sus derivados que realiza Venezuela.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

En el cuadro 3.17 se observan los resultados de las pruebas de raíces unitarias realizadas a $prpetro$ y $\Delta prpetro$. En las pruebas ADF reportadas en el panel A, en las que se incluye una constante, no puede rechazarse la hipótesis nula de presencia de raíz unitaria en la serie sin diferenciar $prpetro$. Una vez diferenciada la serie ($prpetro$), se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria y se acepta que la serie diferenciada es estacionaria. Una situación ligeramente diferente es la que se reporta en los resultados de las pruebas KPSS en el panel B. Cuando se realiza la prueba a la serie en niveles incluyendo 6 rezagos, la hipótesis nula de proceso estacionario no puede rechazarse, lo cual no ocurre cuando sólo se incluye 1 rezago. No obstante, cuando se realizaron estas pruebas a la serie diferenciada ($\Delta prpetro$) la hipótesis de proceso estacionario no pudo ser rechazada en ningún caso.

3.2.1.4. Diferencial de tasas de interés reales

El diferencial de las tasas de interés reales entre Venezuela y sus socios comerciales refleja la influencia de varios factores, todos los cuales se orientan hacia una apreciación del tcr .

En primer lugar, un incremento de la tasa de interés real es el reflejo de un

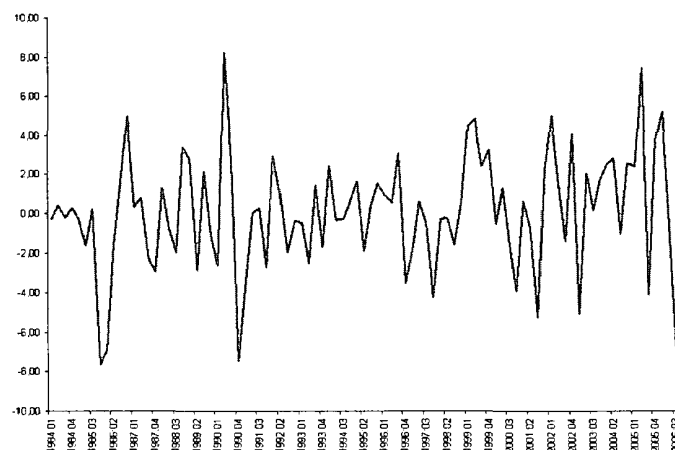


Figura 3.9: Precio Real de la Cesta Petrolera Venezolana diferenciado ($\Delta prpetro$). 1984:02-2006:04.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

crecimiento relativo de la *absorción*⁴ con respecto al ahorro en una economía con imperfecta movilidad del capital: la mayor demanda por bienes y servicios, en el contexto de una economía con ahorros relativamente menores, presiona la tasa de interés al alza. Igualmente, y como resultado de la mayor absorción, la demanda de transables y no transables se incrementaría, lo cual implica mayores precios de los bienes no transables y, en definitiva, una apreciación del tipo cambio real.

En segundo lugar, el diferencial de tasas de interés es empleado como *proxy* del efecto Balassa - Samuelson, aunque ésta no sea una medida perfecta: si la productividad del capital de un país se incrementa con respecto a la de los socios comerciales, los capitales serán invertidos en éste, lo cual inducirá una apreciación del tipo de cambio real. Más allá de la vinculación que tóricamente pueda existir entre el diferencial de tasas de interés y el efecto Balassa - Samuelson, varios autores -Taylor & Sarno (2001), por ejemplo - emplean esta variable para aproximar este efecto.

Por último, una política monetaria restrictiva conduciría a un incremento en la tasa de interés real y, dada la condición de igualdad de las tasas de interés

⁴Deardorff (2006) define la *absorción* como “la demanda total de bienes y servicios de consumo final - indistintamente de su lugar procedencia - por los residentes de un país (consumidores, productores y gobierno), en contraste a la demanda total de producción del país”. En términos de contabilidad nacional, es igual al ingreso nacional menos el saldo de la balanza comercial.

Panel A: Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)					
Variable	Período	Rezagos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)
<i>prpetro</i>	1984:01-2006:04	HQ, SBIC: 0 AIC, FPE: 5	<i>c</i>	-1,76 -1,19	-2,86
$\Delta prpetro$	1984:02-2006:04	HQ, SBIC: 0 AIC, FPE: 4		-8,41 -5,66	-1,94
Panel B: Pruebas Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS)					
Variable	Período	Rezagos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)
<i>prpetro</i>	1984:01-2006:04	HQ, SBIC: 1 AIC, FPE: 6	<i>c</i>	0,99 0,37	0,46
$\Delta prpetro$	1984:02-2006:04	HQ, SBIC: 0 AIC, FPE: 5	<i>c</i>	0,00 0,25	0,46

Cuadro 3.17: Pruebas de raíces unitarias realizadas a la serie de los Precios Reales del Petróleo (*prpetro*). **1984:01-2006:04.** *c* representa la constante y *t* la tendencia; términos determinísticos que se incluyen en las pruebas. Las hipótesis se contrastan al 5 % de significatividad estadística.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

domésticas y externas, este efecto se desvanecería. generándose - al final, luego de la apreciación inicial - una expectativa de depreciación de la moneda⁵. Sin embargo, en un contexto de precios rígidos, el *tcr* puede permanecer apreciado con respecto a su nivel de equilibrio y es en ese punto en el cual el diferencial de tasas de interés aproxima el efecto de una política monetaria persistente, cuyo efecto perdura a lo largo del tiempo.

En la presente aplicación - dada la dificultad para incorporar a todos los socios comerciales - se empleó un diferencial de tasas de interés entre Venezuela y Estados Unidos (*dti4bd*):

$$dti4bd = \left(\frac{1 + i_{venezuela}^*}{1 + i_{USA}^*} - 1 \right) \times 100 \quad (3.12)$$

Donde $i_{venezuela}^*$ representa la tasa de interés real promedio para los depósitos a plazo fijo a 90 días (DPF90) de los seis principales bancos del sistema financiero venezolano, calculada de la siguiente forma:

$$i_{venezuela}^* = \left(\frac{i_{4venezuela}}{\Delta_4 ipc_{venezuela}} \right) \quad (3.13)$$

En (3.13), $i_{4venezuela}$ representa la capitalización trimestral de la tasa de interés nominal DPF90 y $\Delta_4 ipc_{venezuela}$ representa la variación anual del IPC; es decir, la inflación anual.

Por su parte, i_{USA}^* se calcula de forma análoga:

$$i_{USA}^* = \left(\frac{i_{4USA}}{\Delta_4 ipc_{USA}} \right) \quad (3.14)$$

Donde i_{4USA} denota la capitalización trimestral del rendimiento de las Letras del Tesoro Estadounidense a 90 días y $\Delta_4 ipc_{USA}$ representa la variación anual del IPC de los Estados Unidos o lo que es lo mismo, la inflación anual.

Como puede apreciarse en la figura 3.10, los diferenciales de tasas de interés han mantenido un comportamiento oscilante pero que, en promedio, se ha encontrado en el entorno de -10 puntos porcentuales. Así mismo, es evidente que la serie presenta tres quiebres estructurales importantes que, en condiciones de libre movilidad de los capitales hubiesen motivado la recomposición del portafolio

⁵Este es el efecto de sobre - reacción del tipo de cambio estudiado por Dornbusch (1976).

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

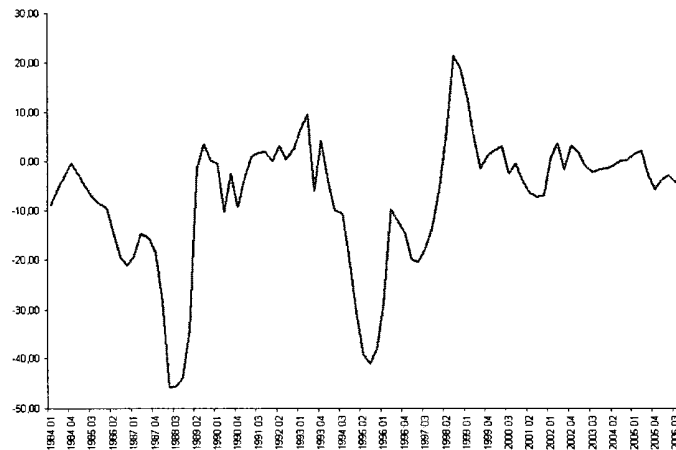


Figura 3.10: Diferencial de tasas de interés reales entre Venezuela y Estados Unidos ($dti4bd$) 1984:01-2006:04.

www.bdigital.ula.ve

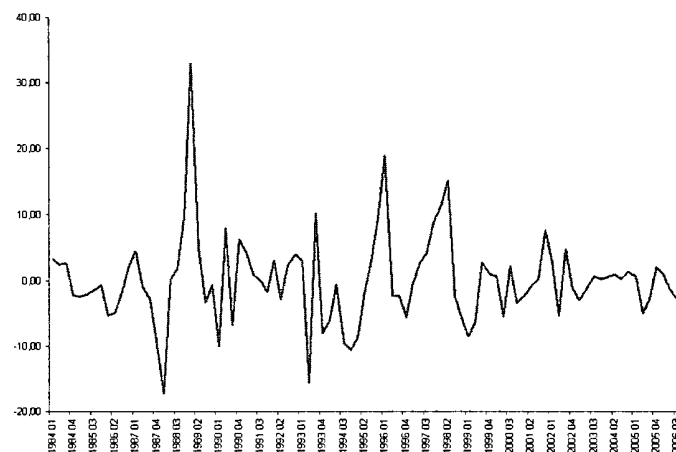


Figura 3.11: Diferencial de tasas de interés reales entre Venezuela y Estados Unidos diferenciado ($\Delta dti4bd$) 1984:02-2006:04.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

de inversiones de los agentes económicos hacia activos externos y, por ende, la depreciación real del tipo de cambio.

El primero de estos episodios ocurrió en el contexto del programa de ajuste macroeconómico de 1989 y tuvo un importante impacto. Este ajuste de la tasa de cambio nominal incrementó el rendimiento esperado de las inversiones financieras en el exterior y acrecentó el diferencial de tasas de interés. El segundo evento que motivó el quiebre estructural en la serie, ocurrió cuando se liberalizó el tipo de cambio nominal en el segundo trimestre de 1996. Nuevamente, este suceso, incrementó el diferencial de las tasas de interés. Por último, el tercero de los quiebres fue de carácter positivo y provino de los flujos de entrada de capitales hacia Venezuela, como resultado de la política monetaria restrictiva implementada por el Banco Central de Venezuela, que estimuló el incremento de la estructura de tasas de interés con la finalidad de disminuir las presiones cambiarias.

No obstante, y pese a la interesante capacidad descriptiva de esta variable acerca de las condiciones que han imperado en la economía venezolana; la existencia de períodos de restricción de la libre convertibilidad de la moneda durante largos lapsos dentro de la muestra empleada, impiden el arbitraje de las tasas de interés como mecanismo de ajuste de expectativas sobre el tipo de cambio; aspecto que la torna muy volátil.

En el cuadro 3.18 se presentan los resultados de las pruebas de raíces unitarias aplicadas a la serie del diferencial de tasas de interés reales entre Venezuela y Estados Unidos, en niveles ($dti4bd$) y diferenciada una vez ($\Delta dti4bd$). En las pruebas ADF - ambas con constante y tendencia- que aparecen en el panel A aplicadas a la serie en niveles, puede apreciarse que en la prueba en la que se incluyó un solo rezago, la hipótesis nula de raíz unitaria fue rechazada, mientras que cuando se incluyeron cuatro rezagos, la hipótesis no pudo ser rechazada. Por el contrario, en la prueba realizada a la serie diferenciada $\Delta dti4bd$, la hipótesis nula de raíz unitaria fue claramente rechazada.

Las pruebas KPSS presentadas en el panel B arrojan resultados similares a las pruebas ADF de la serie en niveles: mientras que con dos rezagos incluidos, la hipótesis nula de proceso estacionario es rechazada con un nivel de significatividad muy bajo puesto que el estadístico (0,47) y el valor crítico (0,46) se

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

encuentran muy cercanos; la prueba realizada con cinco rezagos no permite rechazar la hipótesis de proceso estacionario. De igual modo que en las pruebas del panel A, una vez diferenciada la serie, la estacionariedad de la serie es clara.

Lo anteriormente expuesto no permite obtener evidencias concluyentes acerca de la condición de la serie $dti4bd$, para definir si se trata o no de una serie $I(1)$. Por lo tanto, la decisión más segura es no incluirla en las estimaciones de la relación de cointegración (2.15).

Panel A: Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)					
<i>Variable</i>	<i>Período</i>	<i>Rezagos</i>	<i>Términos det.</i>	<i>Estadístico</i>	<i>Valor crít. (5 %)</i>
$dti4bd$	1984:01-2006:04	HQ, SBIC: 1	c, t	-3.66	-3.41
		AIC, FPE: 4		-2.55	
$\Delta dti4bd$	1984:02-2006:04	AIC, HQ, SBIC, FPE: 3	c	-5.34	-2.86
Panel B: Pruebas Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS)					
<i>Variable</i>	<i>Período</i>	<i>Rezagos</i>	<i>Términos det.</i>	<i>Estadístico</i>	<i>Valor crít. (5 %)</i>
$dti4bd$	1984:01-2006:04	HQ, SBIC: 2	c	0.47	0.46
		AIC, FPE: 5		0.30	
$\Delta dti4bd$	1984:02-2006:04	AIC, HQ, SBIC, FPE: 1	c	0.03	0.46

Cuadro 3.18: Pruebas de raíces unitarias realizadas al diferencial de la tasa de interés entre Estados Unidos y Venezuela ($dti4bd$). 1984:01-2006:04. c representa la constante y t la tendencia; términos determinísticos que se incluyen en las pruebas. Las hipótesis se contrastan al 5 % de significatividad estadística.

3.2.1.5. Activos externos netos

La posición deudora o acreedora neta de un país determina la capacidad de incrementar la absorción de la economía en términos relativos a su ahorro interno. Un mayor nivel de activos externos permite sostener un mayor nivel de gasto interno que usualmente se orienta a la adquisición de bienes no transables, incrementando la demanda de este tipo de bienes y, en consecuencia, induciendo un nivel superior de precios, que ulteriormente se traduce en una apreciación del tipo de cambio real.

Un enfoque alternativo, expuesto por Lane & Milesi-Ferretti (2004), sostiene que una vez alcanzado un cierto nivel de reservas, el país puede mantener pérdidas de competitividad porque no necesita preocuparse por el saldo de la cuenta corriente y puede sostener un tipo de cambio real más apreciado. Empleando data para varios países, encuentran que los deudores netos tienen, en promedio, un

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

tipo de cambio real más depreciado y que el principal canal de transmisión del nivel de reservas internacionales hacia el *tcr* ocurre a través de los precios de los no transables.

En la presente aplicación, los activos externos netos (*aenb*) se midieron como la proporción de las Reservas Internacionales Netas (RIN) del Banco Central de Venezuela al Producto Interno Bruto (PIB), en términos nominales:

$$aenb_t = \frac{RIN_t}{PIB_t} \quad (3.15)$$

En la figura 3.12, puede observarse la evolución de la variable a lo largo de la muestra de datos bajo consideración. La serie presenta tres períodos de relativa estabilidad precedidos por resaltantes puntos de inflexión.

El primer período de relativa estabilidad se observó durante 1989:01-1994:01; momento coincidente con un nuevo sistema cambiario basado en una paridad única y con depreciaciones pequeñas (*crawling peg*) y controladas de la moneda. El segundo período, ubicado entre 1997:01-2000:03 es el reflejo, en un principio, de la entrada de capitales provenientes del proceso de apertura petrolera al sector privado internacional y, posteriormente, de la aplicación del sistema de bandas que moderó las intervenciones cambiarias del Banco Central de Venezuela.

Posteriormente, en el tercer período comprendido entre 2003:01 y 2006:04, se observa un incremento sustancial del nivel de reservas internacionales asociado a dos factores fundamentales: por una parte, el vertiginoso ascenso de los precios del petróleo y, por otra, la implantación del régimen de administración de divisas, que ha limitado la actividad del mercado cambiario desde febrero de 2003.

Las RIN de Venezuela pueden ser interpretadas como un sub-producto de las exportaciones petroleras, puesto que son éstas las que constituyen su principal fuente de acumulación. De hecho, la abrupta caída ocurrida entre 1986 y 1989 está asociada al descenso de los precios del petróleo. Otro elemento de gran relevancia es la percepción de riesgo que los agentes económicos tienen en torno a la evolución de la economía y al régimen cambiario. El establecimiento de un régimen cambiario fijo, en un contexto de inflación volátil, obligó a las autoridades a utilizar estos activos externos como instrumento para garantizar la tasa de cambio establecida. De igual forma, la fuerte reducción observada en el año 2001

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

obedeció a la expectativa de insostenibilidad del sistema de bandas cambiarias por parte de los agentes económicos debido a las condiciones adversas experimentadas por el mercado petrolero mundial durante ese año. En tal sentido, las autoridades iniciaron un proceso de intervenciones cambiarias para evitar ajustes abruptos del tipo de cambio que determinaron la caída de las reservas internacionales.



Figura 3.12: Activos Externos Netos de Venezuela medidos a través de las Reservas Internacionales Netas del Banco Central de Venezuela (BCV) como porcentaje del PIB (*aenb*) 1984:01-2006:04.

En el cuadro 3.19 pueden observarse los resultados de las pruebas de raíces unitarias realizadas a las variables *aenb* y $\Delta aenb$. Tanto las pruebas ADF, reportadas en el panel A; como las KPSS, reportadas en el panel B, apuntan en la misma dirección: la variable en cuestión es $I(1)$. Nótese, en el panel A, que la hipótesis nula de raíz unitaria para la serie en niveles no pudo rechazarse y una vez diferenciada la hipótesis fue claramente rechazada. Del mismo modo, cuando se verificó la hipótesis de proceso estacionario, incluyendo constante y tendencia como términos determinísticos, en la prueba KPSS: ésta fue rechazada. Una vez diferenciada, la prueba permitió concluir de forma contundente que la variable es estacionaria. En resumen, la variable *aenb* puede ser considerada $I(1)$.

Antes de proseguir, en el cuadro 3.20 se presentan los resultados obtenidos hasta este punto: a la luz de las evidencia, todas las variables, excepto *dti4bd*

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

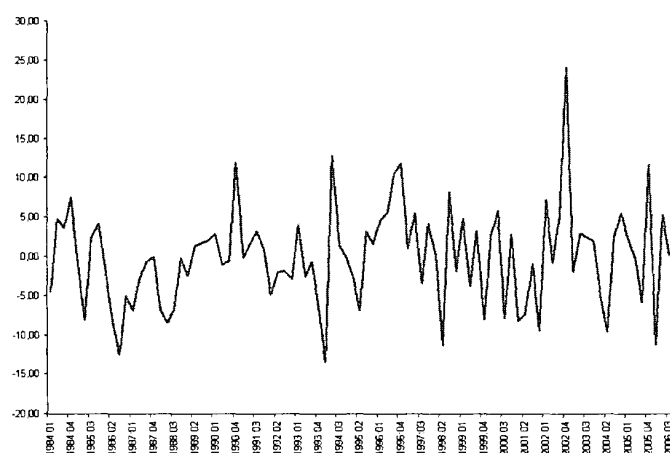


Figura 3.13: Activos Externos Netos de Venezuela medidos a través de las Reservas Internacionales Netas del Banco Central de Venezuela (BCV) como porcentaje del PIB, diferenciada ($\Delta aenb$) 1984:02-2006:04.

Panel A: Pruebas de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)					
Variable	Período	Rezagos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)
acnb	1984:01-2006:04	HQ, SBIC, AIC, FPE: 0	c, t	-2.02	-3.41
$\Delta aenb$	1984:02-2006:04	HQ, SBIC, AIC, FPE: 0		-9.39	-1.94
Panel B: Pruebas Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS)					
Variable	Período	Rezagos	Términos det.	Estadístico	Valor crít. (5 %)
acnb	1984:01-2006:04	HQ, SBIC, AIC, FPE: 1	c, t	0.63	0.15
$\Delta aenb$	1984:02-2006:04	AIC, HQ, SBIC, FPE: 0	c	0.00	0.46

Cuadro 3.19: Pruebas de raíces unitarias realizadas a los Activos Externos Netos de Venezuela medidos a través de las Reservas Internacionales Netas del Banco Central de Venezuela (BCV) como porcentaje del PIB. 1984:01-2006:04. c representa la constante y t la tendencia; términos determinísticos que se incluyen en las pruebas. Las hipótesis se contrastan al 5 % de significatividad estadística.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

pueden considerarse procesos estocásticos integrado de orden uno $I(1)$. No obstante, debe advertirse, como lo señalan Taylor & Sarno (2001), que aún cuando las pruebas de raíces unitarias sugieren que la mayor parte de las variables son $I(1)$, éstas presentan distorsiones provenientes del tamaño de muestra: con pocos datos, es difícil rechazar la hipótesis nula aunque ésta sea falsa.

Variable	$I(1)$
<i>irce</i>	Sí
<i>iprod</i>	Sí
<i>prpetro</i>	Sí
<i>dti4bd</i>	No
<i>aenb</i>	Sí

Cuadro 3.20: Resumen de los resultados de las pruebas de raíces unitarias aplicadas a las variables empleadas en la estimación de la Dinámica No Lineal del Tipo de Cambio Real de Equilibrio de Venezuela.

www.bdigital.ula.ve

3.2.2. Cointegración no lineal y modelo no lineal de corrección del error (MNLCE)

Considerando lo anteriormente mencionado acerca de la condición $I(1)$ de las variables; como primer paso, intentamos comprobar la existencia de una relación de cointegración lineal entre la variable *proxy* del *tcr - irce* - y sus determinantes, excluyendo la variable *dti4bd*, lo cual equivale a eliminarla como regresor en la ecuación (2.15) y reescribir esta última:

$$irce = \beta_0 + \beta_1 iprod + \beta_2 prpetro + \beta_3 aenb + u_t \quad (3.16)$$

Los resultados de tales pruebas pueden apreciarse en el cuadro 3.21. La prueba ADF corresponde al procedimiento de Engle-Granger para verificar cointegración, que consiste en contrastar la hipótesis nula de no cointegración, determinando si los residuos estimados $\hat{u}_t$ en (3.16) son estacionarios; todo ello mediante pruebas de raíces unitarias convencionales. La prueba de Johansen es un procedimiento basado en máxima verosimilitud que contrasta la hipótesis nula de g relaciones de cointegración en el modelo de la hipótesis nula contra $g + 1$ relaciones en el modelo de la alternativa. Por lo tanto, el estadístico correspondiente - conocido como *estadístico de traza* - es, en efecto, un estadístico de cociente de verosimilitud (véase la nota al pie 5 en la página 28).

Nótese que, mediante el procedimiento de Engle-Granger, la hipótesis nula de no cointegración lineal no pudo ser rechazada, para el sistema $[irce, iprod, prpetro, aenb]$ de variables provenientes de la ecuación (3.16). Así mismo, Reyes *et al.* (2007) reportan que para las mismas variables fue imposible hallar una relación de cointegración adecuada mediante el procedimiento de Johansen. No obstante, en este mismo estudio se encontró que existe una relación de cointegración lineal para el sistema $[irce, aenb]$ y, por lo tanto, se reportan los resultados correspondientes. La existencia de tal hallazgo motivó que se intentara probar la existencia de una relación lineal de cointegración mediante el procedimiento de Engle-Granger para las mismas variables. Sin embargo, como puede observarse, la existencia de tal relación no pudo ser comprobada.

Tomando en consideración resultados presentados por Balke & Fomby (1997), Taylor & Sarno (2001) explican que si el proceso de ajuste del *tcr* hacia su nivel de

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

equilibrio es, efectivamente, no lineal; el procedimiento de Johansen para estimar la relación de largo plazo es preferible al procedimiento de Engle-Granger, puesto que el primero tiene menores distorsiones de tamaño de muestra que el segundo.

No obstante, como señalan Taylor & Sarno (2001), el procedimiento de Johansen presenta sesgo hacia el rechazo de la hipótesis nula en muestras pequeñas, como la que empleamos; razón por la cual, sugieren utilizar un valor crítico más restrictivo que el 5 % habitual. Cabe destacar que aún empleando una significatividad del 1 % para la prueba de cointegración del sistema $[irce, aenb]$ a través del procedimiento de Johansen, la hipótesis nula de cero relaciones de cointegración es rechazada (estadístico de traza = 29,67; valor crítico = 24,69), mientras que la de una relación de cointegración es aceptada (valor crítico = 12,53).

Hasta ahora, solamente se ha podido comprobar la existencia de una relación de cointegración lineal, a través del procedimiento de Johansen. Sin embargo, en el cuadro 3.22, se presentan los parámetros estimados de (3.16) y del sistema $[irce, aenb]$ tanto por MCO como por máxima verosimilitud.

Nótese que los parámetros estimados del sistema $[irce, iprod, prpetro, aenb]$, excepto $\hat{\beta}_3$, carecen de sentido económico a la luz de lo discutido en la anterior subsección: el signo esperado de $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ es negativo. Por el contrario, $\hat{\beta}_3$ estimado por MCO y máxima verosimilitud presenta, en ambas ocasiones, el signo económicamente correcto. Más aun, nótese que el valor del parámetro $\hat{\beta}_3$ es muy similar en las tres estimaciones, además de ser estadísticamente significativo (véanse los estadísticos t entre paréntesis en el cuadro). En lo sucesivo se intentará establecer si existe una relación no lineal de cointegración a partir de los dos modelos

Pruebas de cointegración lineal.				
Variables	ADF	Valor crítico	Johansen	Valor crítico
$[irce, iprod, prpetro, aenb]$	-2,50	-4,22	—	—
$[irce, aenb]$	-2,25	-3,40	3,82	9,14

Cuadro 3.21: Pruebas de cointegración lineal para *irce* y sus determinantes. **1984:01-2006:04.** Los valores críticos de las pruebas ADF provienen de las superficies de respuesta calculadas por MacKinnon (1996). Así mismo, los de la prueba de Johansen provienen de Doornik (1998), como se implementaron en el *software* JMulti. Ambos valores críticos corresponden al 5 % de significatividad estadística.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

estimados del sistema $[irce, aenb]$.

Variables	Parámetros		
	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
$[irce, iprod, prpetro, aenb]$	0,62 (5,67)	0,03 (0,36)	-0,61 (-8,31)
$[irce, aenb]$	—	—	-0,60 (-7,98)
$[irce, aenb]^*$	—	—	-0,62 (-4,80)

Cuadro 3.22: Parámetros estimados de la relación de cointegración (3.16). Los parámetros del sistema $[irce, aenb]^*$ fueron estimados con la técnica de Johansen, por máxima verosimilitud. Entre paréntesis, debajo de los parámetros estimados, aparecen los estadísticos t .

Como se explicó en el capítulo anterior, a la serie de los residuos estimados $\hat{u}_t$ en (3.16) se le ajusta un modelo autorregresivo de transición suave (STAR). Para ello, inicialmente, se estima un modelo lineal autorregresivo, atendiendo a la cantidad de rezagos sugerida por los CSMS seleccionados. Denotaremos por $\hat{u}_{1t}$ y $\hat{u}_{2t}$ a la serie de los residuos provenientes de la estimación de los parámetros del sistema $[irce, aenb]$ por MCO y máxima verosimilitud, respectivamente.

En el caso particular de $\hat{u}_{1t}$, los criterios AIC y FPE sugirieron la inclusión de dos rezagos en el modelo lineal autorregresivo que corresponde a la hipótesis nula de la prueba de linealidad (2.20), mientras que los criterios HQ y SBIC sugirieron la inclusión de un solo rezago.

En el panel A del cuadro 3.23 se presentan los resultados de la prueba de linealidad cuando el modelo lineal autorregresivo de la hipótesis nula contiene $p = 1$ rezago y en el panel B se presentan los resultados cuando éste contiene $p = 2$ rezagos. Como es evidente a partir de la observación de los p -valores, las pruebas de linealidad general (F) reportadas en los paneles A y B, no permitieron rechazar la hipótesis nula de linealidad y, por lo tanto, se sugiere modelar $\hat{u}_{1t}$ mediante un modelo lineal autorregresivo. Es necesario resaltar también que la variable para la cual se minimizó el rechazo de la hipótesis nula en ambas pruebas fue la tendencia; aspecto que aporta evidencia a favor de la hipótesis que planteamos: el tcr tiene una tendencia a la apreciación en Venezuela.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Este resultado implica que, en el caso de la estimación de la relación de cointegración entre *irce* y *aenb*; además de no haber podido probarse la existencia de una relación lineal de cointegración a partir de la prueba ADF reportada anteriormente en el cuadro 3.21, tampoco puede modelarse el proceso de ajuste del *tcr* hacia su equilibrio mediante un modelo no lineal de tipo STAR estacionario.

Al igual que con u_{1t} , los CSMs indicaron que para u_{2t} debía incluirse uno o dos rezagos en el modelo de la hipótesis nula y, por consiguiente, se estimaron las respectivas pruebas de linealidad: la primera de ellas incluyendo un rezago en el modelo lineal autorregresivo de la hipótesis nula y la segunda, dos rezagos. Los resultados de tales pruebas se presentan en el cuadro 3.24.

Obsérvese en el cuadro 3.24, panel A, que cuando se incluyó un rezago en el modelo autorregresivo lineal, la hipótesis de linealidad no pudo rechazarse. En cambio (panel B), cuando se incluyeron dos rezagos en el modelo autoregresivo lineal, la hipótesis de linealidad fue rechazada en favor de no linealidad del tipo STAR. Luego, para determinar qué tipo de transición suave debe aplicarse, se recurrió a la denominada regla de Teräsvirta. De acuerdo con ésta, si F_3 arroja el rechazo más fuerte, entonces se selecciona un modelo tipo LSTAR2, pero si el rechazo más fuerte proviene de F_4 o F_2 , entonces se selecciona el modelo LS-

Panel A: prueba de linealidad con modelo de $p = 1$ rezago en la hipótesis nula					
Variable de transición	F	F_4	F_3	F_2	Modelo sugerido
u_{1t-1}	0,96	0,68	1,00	0,71	Lineal
t^*	0,09	0,07	0,15	0,42	Lineal
Panel B: prueba de linealidad con modelo de $p = 2$ rezagos en la hipótesis nula					
Variable de transición	F	F_4	F_3	F_2	Modelo sugerido
u_{1t-1}	0,41	0,25	0,36	0,53	Lineal
u_{1t-2}	0,28	0,10	0,85	0,30	Lineal
t^*	0,12	0,19	0,16	0,24	Lineal

Cuadro 3.23: Pruebas de linealidad (2.20) realizadas a u_{1t} . En el cuadro se muestran los p -valores la sucesión de pruebas realizadas cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $p = 1$ rezago (panel A), de acuerdo con los criterios HQ y SBIC; y $p = 2$ rezagos (panel B), de acuerdo con los criterios AIC y FPE. t denota tendencia. La variable de transición para la cual ocurre el rechazo más fuerte de la hipótesis nula está marcada con (*). El nivel de significatividad estadística es del 5%.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

TAR1. En el caso que nos ocupa, el rechazo más fuerte provino de F_2 (p -valor = 0.02) con la variable de transición que minimizó la significancia marginal de las pruebas (u_{2t-1}) y, en consecuencia, se decidió modelar $\hat{u}_{2t}$ como un LSTAR1, cuyo comportamiento es asimétrico.

Una vez definido el tipo de transición suave que caracteriza a los residuos, es necesario determinar si el modelo estimado es estacionario; aspecto que permitirá comprobar la existencia de una relación de cointegración no lineal entre *irce* y *aenb*. Para ello se estima la regresión de transición suave (2.18) con la variable de transición previamente seleccionada, u_{2t-1} .

En el cuadro 3.25, se muestran varias regresiones de transición suave (2.18) con distintas cantidades de rezagos. Específicamente, se incluyeron desde cero a cuatro rezagos, pero la estimación de parámetros del modelo con un solo rezago resultó en problemas numéricos. No todos los modelos estimados garantizan la existencia de cointegración no lineal. Por ejemplo, el modelo con dos rezagos no garantiza que la suma de los parámetros b y b' sea menor que cero y a partir de las desviaciones estándar estimadas, tampoco puede saberse si los coeficientes del modelo de tres rezagos son estadísticamente significativos. Los parámetros del modelo con cero rezagos son plausibles, pero sus desviaciones estándar son

Panel A: prueba de linealidad con modelo de $p = 1$ rezago en la hipótesis nula					
Variable de transición	F	F_4	F_3	F_2	Modelo sugerido
u_{2t-1}^*	0,44	0,44	0,28	0,34	Lineal
t	0,78	0,42	0,58	0,81	Lineal
Panel B: prueba de linealidad con modelo de $p = 2$ rezagos en la hipótesis nula					
Variable de transición	F	F_4	F_3	F_2	Modelo sugerido
u_{2t-1}^*	0,03	0,06	0,59	0,02	LSTAR1
u_{2t-2}	0,04	0,08	0,41	0,05	LSTAR1
t	0,82	0,60	0,62	0,68	Lineal

Cuadro 3.24: Pruebas de linealidad (2.20) realizadas a $\hat{u}_{2t}$. En el cuadro se muestran los p -valores la sucesión de pruebas realizadas cuando el modelo de la hipótesis nula contiene $p = 1$ rezago (panel A), de acuerdo con el criterio SBIC; y $p = 2$ rezagos (panel B), de acuerdo con los criterios AIC, HQ y FPE. t denota tendencia. La variable de transición para la cual ocurre el rechazo más fuerte de la hipótesis nula está marcada con (*). El nivel de significatividad estadística es del 5 %.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Parámetros de los modelos STAR								
Rezagos	μ_0	μ_1	c_1	b	b'	R^2	<i>iid</i>	ARCH
0	0,47 (0,23)	-0,49 (0,23)	-0,37 (0,01)	0,51 (0,40)	-0,60 (0,41)	0,17	{0.65}	{0.98}
2	0,01 (0,03)	-0,04 (0,04)	0,00 (2,77)	-0,39 (0,12)	0,40 (0,18)	0,34	{0.66}	{0.68}
3	-0,45 (0,00)	0,45 (0,00)	-0,01 (0,00)	-14,72 (0,00)	14,47 (0,00)	0,16	{0.59}	{0.94}
4	0,00 (0,03)	-0,03 (0,04)	0,00 (0,13)	-0,52 (0,14)	0,50 (0,21)	0,38	—	{0.41}
4*	-0,05 (0,04)	0,05 (0,04)	18,39 (1,88)	-1,51 (0,57)	1,27 (0,58)	0,24	{0.54}	{0.86}

Cuadro 3.25: Parámetros de los modelos STAR de u_{2t} de la forma (2.18). Los modelos fueron calculados empleando u_{2t-1} como variable de transición, excepto el señalado con (*) que fue estimado usando la tendencia como variable de transición. R^2 es el coeficiente de determinación de cada modelo. Los valores entre paréntesis se refieren a desviaciones estándar estimadas para los parámetros estimados y los valores entre llaves son significancias marginales o p -valores resultantes de las pruebas de correlación serial (*iid*) y de heterosedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) de cada uno de los modelos reportados, hasta cuatro rezagos en cada caso.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

mayores que las del modelo de cuatro rezagos con variable de transición u_{2t-1} . Así mismo, en el caso de este último modelo, aunque los valores estimados de los parámetros son adecuados y significativos, no pudo obtenerse la significancia marginal de la prueba de correlación serial. Se intentó, motivados por mera intuición y no así por el procedimiento de selección de la variable de transición descrito, realizar una estimación empleando la tendencia como variable de transición y se obtuvieron resultados que lucen adecuados también.

Considerando la evidencia, puede afirmarse que las estimaciones con uno y cuatro rezagos arrojaron estimaciones de b y b' con valores adecuados, estadísticamente significativos y suficientemente elevados en términos absolutos; todo lo cual garantiza la estabilidad global del modelo no lineal seleccionado. Los residuos $\hat{u}_{2t}$ son estacionarios, pero su proceso de reversión a la media ocurre de forma no lineal y asimétrica, condicionados no solo por el signo sino también por la magnitud de la desviación. Por lo tanto, puede aceptarse la hipótesis de que existe una relación no lineal de cointegración entre las variables *irce* y *aenb* modelada a través de un LSTAR1.

La verificación de la existencia de cointegración no lineal pone en evidencia que la prueba ADF anteriormente reportada para el sistema [*irce*, *aenb*] evitó concluir que existe cointegración no lineal precisamente porque se había asumido - inadecuadamente - que el ajuste que ocurre entre el *tcr* y su nivel de equilibrio es lineal. Así mismo, tal hallazgo implica la existencia de un modelo no lineal de corrección del error (MNLCE) de tipo STR, cuya interpretación es la de un modelo no lineal de corrección del error de régimen cambiante (véase la página 43).

Para estimar este último, se aplicó nuevamente la prueba de linealidad (2.20) con un modelo lineal de corrección del error (MCE) en la hipótesis nula. El modelo lineal, cabe destacar, incluyó en la dinámica de corto plazo a $\Delta irce$ y los diferentes determinantes del *tcr* tomados en consideración ($\Delta iprod$, $\Delta prpetro$, $\Delta aenb$); todos rezagados desde uno hasta cuatro períodos. Éste es un modelo general, cuyos regresores no son todos significativos y cuyo ajuste global no es idóneo. Sin embargo, con la finalidad de aplicar una estrategia que va de lo general a lo particular, que permitiese incluir la mayor cantidad de variables de corto plazo e ir las eliminando sucesivamente al verificar que no son significativas: se

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

empleó en la hipótesis nula de la sucesión de pruebas de linealidad anidadas, cuyos resultados se reportan en el cuadro 3.26.

<i>Pruebas de linealidad con Modelo lineal de Corrección del Error en la hipótesis nula</i>					
<i>Variable de transición</i>	<i>F</i>	<i>F₄</i>	<i>F₃</i>	<i>F₂</i>	<i>Modelo sugerido</i>
u_{t2-1}^*	0,001	0,024	0,020	0,081	LSTR2
u_{t2-2}	0,005	0,071	0,006	0,318	LSTR2
u_{t2-3}	0,451	0,739	0,214	0,298	Lineal
u_{t2-4}	0,803	0,759	0,836	0,281	Lineal
t	0,192	0,467	0,105	0,288	Lineal

Cuadro 3.26: Pruebas de linealidad (2.20) realizadas al Modelo lineal de Corrección del Error en la hipótesis nula, que incluye cuatro rezagos de $\Delta irce$, $\Delta iprod$, $\Delta prpetro$ y $\Delta aenb$ con variables de transición u_{t2-i} , $i = 1, 2, 3, 4$ y t , que denota tendencia. La variable de transición para la cual ocurre el rechazo más fuerte de la hipótesis nula está marcada con (*). El nivel de significatividad estadística es del 5 %.

Como puede observarse en la columna F , con las variables de transición u_{t2-1} y u_{t2-2} se rechaza la hipótesis de linealidad en favor de un MNLCE de tipo STR, pero con u_{t2-3} , u_{t2-4} y t , la hipótesis nula de linealidad no puede rechazarse. Más aun, nótese que para las variables de transición que ocurrió el rechazo, la prueba F_3 arrojó el rechazo más fuerte, razón por la cual - siguiendo la regla de Teräsvirta - la prueba sugiere un modelo de tipo LSTR2. Al seguir esta sugerencia, no obstante, se obtuvo un MNLCE con un buen ajuste global ($R^2 = 0,837$), pero la mayor parte de sus regresores fueron estadísticamente no significativos. Principalmente, destaca que los coeficientes del término de corrección del error lineal y no lineal - respectivamente, $\hat{\rho}_1$ y $\hat{\rho}_2$ en (2.24) - no fuesen estadísticamente significativos. Estas razones, además de que previamente se había comprobado la existencia de un ajuste de tipo LSTAR1 para u_{t2} , motivaron la estimación de un MNLCE del tipo LSTR1 con variable de transición u_{t2-1} . Así, luego de eliminar regresores no significativos, se obtuvo el siguiente MNLCE:

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

$$\begin{aligned}
 \Delta irce = & -0,08 + 2,02\Delta irce_{t-2} - 1,90\Delta irce_{t-3} + 2,19\Delta iprod_{t-1} & (3.17) \\
 & (-2,38) \quad (7,10) \quad (-5,85) \quad (5,29) \\
 & -4,01\Delta iprod_{t-2} - 0,68\Delta aenb_{t-2} + 0,43\Delta aenb_{t-3} + 0,97\Delta aenb_{t-4} \\
 & (-9,20) \quad (-7,86) \quad (4,34) \quad (4,91) \\
 & -0,37\hat{u}_{2t-1} + [0,07 - 1,97\Delta irce_{t-2} + 1,82\Delta irce_{t-3} - 2,18\Delta iprod_{t-1} \\
 & (-4,99) \quad (1,90) \quad (-6,64) \quad (5,47) \quad (-5,05) \\
 & + 4,03\Delta iprod_{t-2} + 0,69\Delta aenb_{t-2} + 0,38\Delta aenb_{t-3} - 0,98\Delta aenb_{t-4} \\
 & (9,00) \quad (6,52) \quad (-3,47) \quad (-4,76) \\
 & + 0,22\hat{u}_{2t-1}] \times [1 + \exp\{2289(\hat{u}_{2t-1} - 0,09)\}]^{-1} \\
 & (2,52)
 \end{aligned}$$

$$R^2 = 80 \quad p\text{-ARCH}=0,44 \quad p\text{-iid}= 0,26$$

El coeficiente de determinación R^2 es elevado y, por lo tanto, el modelo (3.17) presenta un ajuste aceptable (véase en la figura 3.14). Adicionalmente, el modelo fue evaluado con las pruebas de no ARCH restante, no correlación serial y los resultados muestran que las hipótesis nulas fueron rechazadas en ambos casos, como puede observarse en los p -valores reportados arriba.

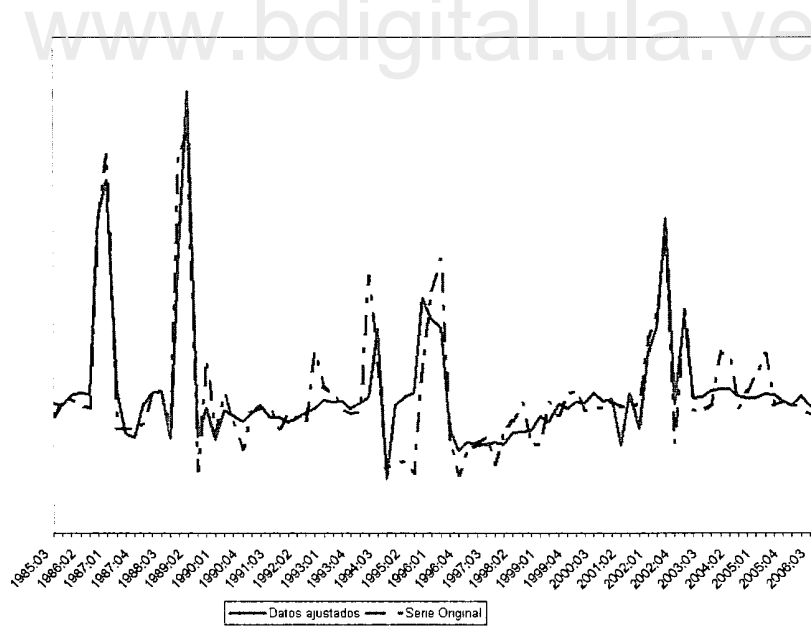


Figura 3.14: Datos ajustados por el MNLC y serie original.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Con la finalidad de reconfirmar qué tan plausible es estimar el anterior modelo como un LSTR1, se realizó una prueba de linealidad en la cual el modelo de la hipótesis nula es el modelo lineal anidado en (3.17) y sus resultados se muestran en la tabla 3.27. Obsérvese que el modelo sugerido es un LSTR1.

<i>Prueba de linealidad con Modelo lineal de Corrección del Error en la hipótesis nula</i>					
<i>Variable de transición</i>	<i>F</i>	<i>F₄</i>	<i>F₃</i>	<i>F₂</i>	<i>Modelo sugerido</i>
u_{t2-1}^*	0,000	0,015	0,058	0,008	LSTR1
u_{t2-2}	0,131	0,031	0,359	0,820	Lineal
u_{t2-3}	0,881	0,709	0,658	0,797	Lineal
u_{t2-4}	0,760	0,639	0,775	0,423	Lineal
t	0,006	0,193	0,014	0,046	LSTR2

Cuadro 3.27: Pruebas de linealidad (2.20) realizadas al Modelo lineal de Corrección del Error anidado en el MNLCE con variables de transición u_{t2-i} , $i = 1, 2, 3, 4$ y t , que denota tendencia. La variable de transición para la cual ocurre el rechazo más fuerte de la hipótesis nula está marcada con (*). El nivel de significatividad estadística es del 5 %.

La implicación económica de aceptar que un modelo como (3.17) describa la dinámica de los desalineamientos del tcr hacia su nivel de equilibrio consiste en que - dependiendo de la magnitud y del signo - el ajuste operará a velocidades diferentes. En efecto, nótese en (3.17) que $\hat{\rho}_1 = 0,37$ y que $\hat{\rho}_2 = 0,22$. Es decir, cuando el ajuste ocurre sólo de forma lineal - caso en el cual, $F(\gamma, c, s_t) = 0$ en (2.16) - se corrige el 37 % del desalineamiento inicial en un trimestre. Si $0 < F(\gamma, c, s_t) \leq 1$; en cuyo caso el modelo es el resultado de la suma de su régimen lineal más una “porción” variable de su régimen no lineal que dependerá del valor que asuma la función $F(\gamma, c, s_t)$; entonces, se corregirá, a lo sumo un 15 % del desalineamiento en un trimestre.

Lo anterior equivale a decir que, en caso de que domine el régimen lineal, el ajuste será más rápido, pero si el régimen es no lineal, éste será más lento. Ahora bien, la velocidad del ajuste dependerá también del signo del desalineamiento. Como puede observarse en el gráfico 3.15, si el signo del desalineamiento es negativo - una sobrevaluación - la función de transición será igual a cero y la corrección será puramente lineal; es decir, más rápida. Si el desalineamiento es positivo, entonces la corrección será no lineal, es decir, más lenta.

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Este resultado muestra que, luego de largos períodos de desalineamiento, las sobrevaluaciones se corrigen abruptamente cuando las autoridades se ven obligadas a devaluar el tipo de cambio nominal; lo cual ocurre, frecuentemente, como resultado de mayores restricciones presupuestarias en el sector público venezolano: debido a que la principal fuente de ingresos fiscales - denominados en divisas - es el comercio del petróleo, cuando ocurren disminuciones sustanciales en los ingresos por este concepto, el gobierno devalúa para hacer frente a sus compromisos en moneda local con menor cantidad de divisas. Las subvaluaciones, aunque más lentamente, también se corrigen. Probablemente, el 15 % de corrección por trimestre que estima el modelo, es un indicio de la tendencia a apreciarse que tiene el *tcr* o de que las grandes devaluaciones registradas durante el período muestral constituyen una sobre-reacción: la devaluación inicial es de una magnitud tal que el *tcr* termina encontrándose subvaluado, razón por la cual debe apreciarse un poco para retornar al equilibrio.

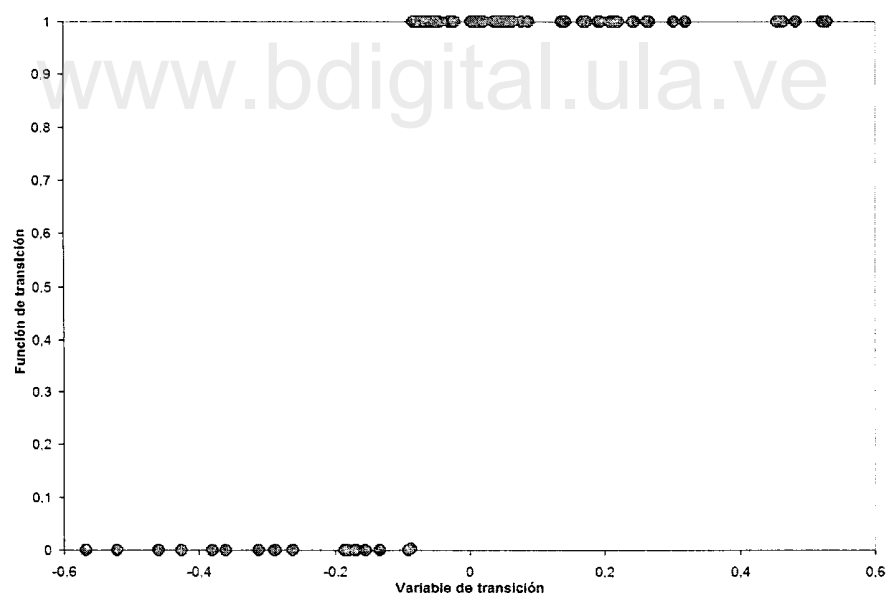


Figura 3.15: Función de transición y variable de transición del Modelo No Lineal de Corrección del Error (3.17). En el eje horizontal se grafica la variable de transición $\hat{u}_{2t-1}$ y en el eje vertical, la función de transición $F(\gamma, c, s_t)$

3.2 Dinámica no lineal del tipo de cambio real de equilibrio en Venezuela

Otro aspecto que se deriva de la observación de la figura 3.15 es que el modelo estimado (3.17) no presenta una transición suave. Más bien, la transición es equivalente a la de un modelo Autorregresivo de Transición de Umbral (TAR), puesto que no existe un régimen intermedio definido entre ambos regímenes. Esta observación se corresponde con el elevado valor de γ en (3.17).

Una forma de corroborar el resultado anteriormente descrito puede observarse en la figura 3.16. Por una parte se grafica el valor de la función de transición a lo largo del período de estimación y por otra $\Delta irce$. Nótese que cuando el valor de $\Delta irce$ se eleva, como resultado de las devaluaciones del tipo de cambio nominal, el valor de la función de transición se hace igual a cero y el ajuste del MNLCE se acelera. En cambio, cuando $\Delta irce$ no es tan elevado, el valor de la función de transición es igual a uno; esto es: el MNLCE se vuelve más lento.

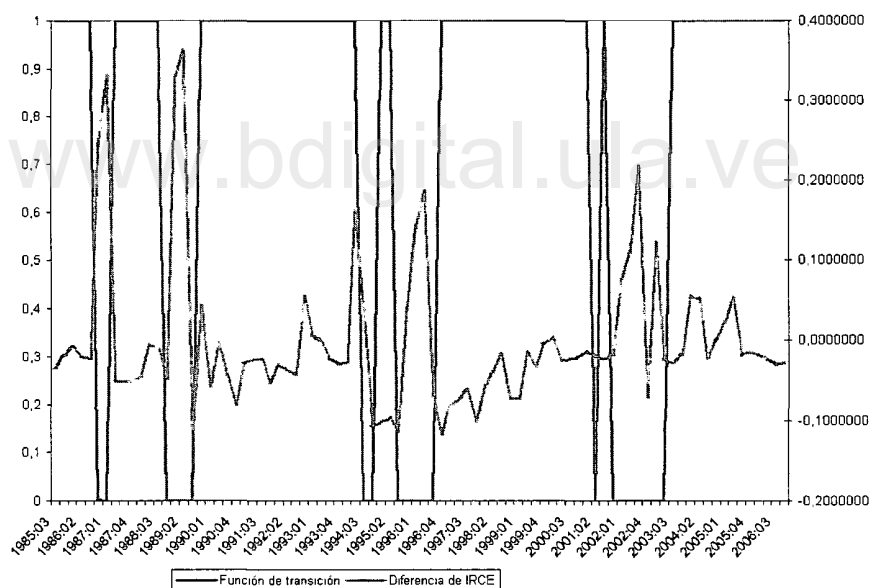


Figura 3.16: Función de transición del MNLCE (eje izquierdo) y $\Delta irce$ (eje derecho).

Conclusiones

Una de las finalidades prácticas del modelado econométrico es aportar elementos de juicio a los *policymakers* que los ayuden a tomar decisiones, bien sea a través de modelos que permitan realizar pronósticos de magnitudes económicas, como la inflación; o de modelos que permitan mejorar la comprensión de un problema relevante, como el proceso de ajuste del tipo de cambio real. En este orden de ideas, es claro que las aplicaciones que se han abordado en el presente trabajo especial de grado buscan aportar soluciones innovadores a problemas relevantes en la “agenda de discusión” sobre temas económicos venezolanos actuales. Así mismo - y de forma más específica - ambas aplicaciones pretenden ser, además de un requisito necesario para obtener un grado académico, herramientas útiles para el trabajo que desarrolla la Vicepresidencia de Estudios del Banco Central de Venezuela; sitio donde labora actualmente el autor.

En lo sucesivo se presentan, en función del objetivo general y de los objetivos específicos establecidos para la investigación, un conjunto de comentarios conclusivos.

En cuanto al primer objetivo específico: *ilustrar detalladamente, mediante la aplicación al pronóstico de la inflación mensual de Venezuela, la estrategia de modelado propuesta por Medeiros (2006) para especificar, estimar y evaluar un modelo Autorregresivo-Red Neuronal Artificial (AR-RNA)*, caben las siguientes consideraciones:

1. Como se hizo evidente en la primera parte del capítulo de resultados, el trabajo especial de grado imprimió particular énfasis en mostrar, de forma exhaustiva, todas y cada una de las decisiones que debe tomar el modelista que emplee la estrategia de modelado seleccionada. El logro de este objetivo

permite que cualquier investigador interesado en el tema, pueda emplear el presente trabajo como una referencia futura que oriente su aplicación.

2. En cuanto a la estrategia de modelado seleccionada - como lo afirma Medeiros (2006) - cabe destacar como ventaja que "... es transparente, en vez de ser una caja negra", lo cual permite sustentar cada decisión que se adopta. Esto, claro está, requiere de una activa participación por parte del modelista, quien debe estar conciente de que decisiones como la adopción de un criterio de selección de modelos o la alteración del nivel de significatividad estadística de las pruebas de linealidad alterará sustancialmente la especificación del modelo. Toda vez que estas decisiones se hayan adoptado, la aplicación automatizada de la estrategia de modelado es inmediata.

En lo que respecta al segundo objetivo específico, *evaluar los pronósticos provenientes del modelo Autorregresivo-Red Neuronal Artificial (AR-RNA) estimado, al compararlos con un modelo lineal autorregresivo (AR), cuyos rezagos serán seleccionados a partir de un criterio de selección de modelos*, se puede afirmar lo siguiente:

3. A partir de dos modelos AR-RNA, especificados con criterios de selección de modelos diferentes - uno empleando el criterio SBIC (*Modelos tipo 1*) y otro utilizando el criterio AIC (*Modelos tipo 2*) - se realizaron pronósticos de un paso para el período 2004:06-2008:08. Los pronósticos de ambos modelos fueron comparados con el desempeño de un modelo autorregresivo lineal con 5 rezagos incluidos, AR(5), cuya cantidad de rezagos fue determinada empleando el criterio SBIC en cada período de estimación. De acuerdo con los criterios de evaluación de pronósticos empleados, el desempeño fuera de la muestra de los modelos AR-RNA es ligeramente inferior al desempeño del modelo AR puramente lineal. Tal resultado puede explicarse, probablemente, por la presencia de heterosedasticidad condicional en los residuos de los modelos así como por la elevada variabilidad de los parámetros a lo largo del período muestral; razones que, de ser confirmadas, sugerirían re-especificar (considerando la posibilidad de incluir regresores exógenos) y re-estimar los modelos para lograr un mejor desempeño fuera de la muestra.

-
4. No obstante lo anteriormente señalado, la observación de los gráficos 3.2, 3.3 y 3.4, ponen de manifiesto que los modelos AR-RNA empleados para realizar pronósticos de la inflación mensual de Venezuela, logran capturar con cierto éxito la volatilidad que caracteriza esta serie. Indagar en la posibilidad de incluir regresores exógenos - que permitan explicar estadísticamente el fenómeno inflacionario - con la finalidad de mejorar la calidad del pronóstico; manteniendo, al mismo tiempo, la flexibilidad del modelo (que permitió capturar la volatilidad de la serie) luce como una acción futura coherente.

Del tercer objetivo específico: *especificar, estimar y evaluar un modelo Autorregresivo de Transición Suave (STAR) estacionario que describa el ajuste del tipo de cambio real hacia su nivel de equilibrio; comprobando así la existencia de una relación no lineal de cointegración entre el tipo de cambio real y sus determinantes.*, es importante resaltar lo siguiente:

5. De forma **lineal**, y luego de realizarse varias pruebas estadísticas, pudo establecerse (sólo a través del procedimiento de Johansen) que existe una relación de cointegración entre *irce*, variable *proxy* del tipo de cambio real de Venezuela, y los activos externos netos *aenb*. Para el mismo sistema de variables [*irce*, *aenb*], siguiendo el procedimiento propuesto por Taylor & Sarno (2001), también pudo establecerse que existe una relación **no lineal** de cointegración adecuadamente descrita a través de un modelo LSTAR1, cuyo comportamiento es asimétrico.
6. La verificación de la existencia de cointegración no lineal del tipo LSTAR1 pone en evidencia que el procedimiento de Engle-Granger aplicado al sistema [*irce*, *aenb*] (prueba ADF en el cuadro 3.21), evitó concluir que existe cointegración no lineal precisamente porque se había asumido - inadecuadamente - que el ajuste que ocurre entre el tipo de cambio real y su nivel de equilibrio es lineal.

En lo concerniente al cuarto y último objetivo de investigación: *especificar, estimar y evaluar un Modelo No Lineal de Corrección del Error (MNLCE) que*

describa la dinámica de ajuste del tipo de cambio real de equilibrio, es preciso destacar lo siguiente:

7. El hallazgo de una relación no lineal de cointegración como la descrita anteriormente, implica la existencia de un modelo no lineal de corrección del error (MNLCE) de transición suave (STR) y, por lo tanto, se estimó un MNLCE del tipo LSTR1.
8. La implicación económica de un MNLCE de este tipo consiste en que - dependiendo de la magnitud y del signo - el ajuste del tipo de cambio real hacia su nivel de equilibrio operará a velocidades diferentes. En caso de que domine el régimen lineal, el ajuste será más rápido, pero si el régimen es no lineal, éste será más lento. Ahora bien, la velocidad del ajuste dependerá también del signo del desalineamiento. Como puede observarse en el gráfico 3.15, si el signo del desalineamiento es negativo - una sobrevaluación - la función de transición será igual a cero y la corrección será puramente lineal; es decir, más rápida. Si el desalineamiento es positivo, entonces la corrección será no lineal, es decir, más lenta.
9. Una hipótesis que se desprende de los hallazgos descritos es que luego de largos períodos de desalineamiento, las sobrevaluaciones se corrigen abruptamente cuando las autoridades se ven obligadas a devaluar el tipo de cambio nominal; lo cual ocurre, frecuentemente, como resultado de mayores restricciones presupuestarias en el sector público venezolano. Las subvaluaciones, aunque más lentamente, también se corrigen. Probablemente, el 15 % de corrección por trimestre que estima el modelo, es un indicio de la tendencia a apreciarse que tiene el tipo de cambio real o de que las grandes devaluaciones registradas durante el período muestral constituyen una sobre-reacción: la devaluación inicial es de una magnitud tal que el tipo de cambio real termina encontrándose subvaluado, razón por la cual debe apreciarse un poco para retornar al equilibrio.

Bibliografía

- ABDEL-MOTAAL, K. (1998). Venezuelan bolivar overvaluation is overvalued. *JP Morgan, New York, Mimeo.* 34
- AMEMIYA, T. (1973). Nonlinear Methods in Econometrics. *Journal of Economic Literature*, **11**, 924–926. 8
- BALKE, N. & FOMBY, T. (1997). Threshold Cointegration. *International Economic Review*, **38**, 627–646. 90
- BARNETT, W., MEDIO, A. & SERLETIS, A. (1997). Nonlinear and Complex Dynamics in Economics. *Washington University in St. Louis, Economics Working Paper Archive, no. WAB-97-13 (24 September)*. 11, 12
- BJØRNLAND, H. (2004). Estimating the equilibrium real exchange rate in Venezuela. *Economics Bulletin*, **6**, 1–8. 34
- BLAUG, M. (1982). *The methodology of economics. Or how economists explain..* Cambridge University Press. Cambridge, UK. 5
- BLYDE, J. (1999). Consideraciones sobre la desalineación cambiaria y la estimación de tipos de cambio de equilibrio en venezuela. *Papeles de Trabajo, Oficina de Asesoría Económica y Financiera del Congreso de la República de Venezuela., No. 99-001.* 34
- BRÜGGEMANN, H., R. Y LÜTKEPOHL (2006). A small monetary system for the euro area based on German data. *Journal of Applied Econometrics*, **21**, 683. 70

BIBLIOGRAFÍA

- CASHIN, P., CÉSPEDES, L. & SAHAY, R. (2002). Keynes, Cocoa, and Copper: In Search of Commodity Currencies. *IMF Working Paper*, WP/02/223. 36, 78
- DAVIES, R. (1977). Hypothesis testing when the nuisance parameter is present only under the alternative. *Biometrika*, **64**, 247 – 254. 28
- DEARDORFF, A. (2006). *Terms of Trade: Glossary of International Economics*. World Scientific. 81
- DHARMAPALA, M., D. Y MCALEER (1996). Econometric methodology and the philosophy of science. *Journal of Statistical Planning and Inference*, **49**, 9–37. 3, 4, 5, 6
- DIAZ-ALEJANDRO, C. (1982). *Trade, Stability, Technology and Equity in Latin America.*, chap. Exchange Rates and the Terms of Trade in the Argentine Republic, 1913-1976, 27–41. Academic Press. New York. 78
- DOORNIK, J. (1998). Approximations to the Asymptotic Distributions of Cointegration Tests. *Journal of Economic Surveys*, **12**, 573–593. 91
- DORNBUSCH, R. (1976). Expectations and Exchange Rate Dynamics. *Journal of Political Economy*, **84**, 1161. 82
- EFRON, B. & TIBSHIRANI, R. (1993). *An Introduction to the Bootstrap*, volume 57 of *Monographs on Statistics and Applied Probability*. 27
- ENGLE, R. & GRANGER, C. (1987). Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*, **55**, 1–76. 37
- ENGLE, R., GRANGER, C., RICE, J. & WEISS, A. (1986). Semiparametric estimates of the relation between weather and electricity sales. *Journal of the American Statistical Association*, **81**, 310–320. 10
- FAIR, R. & JAFFEE, D. (1972). Methods of estimation for markets in disequilibrium. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 497–514. 10

- FAN, J. & YAO, Q. (2003). *Nonlinear time series: nonparametric and parametric methods*. Springer. 11
- FOSTER, J. & WILD, P. (1999). Detecting self-organisational change in economic processes exhibiting logistic growth. *Journal of Evolutionary Economics*, **9**, 109–133. 12
- FRIEDMAN, M. (1953). *Essays in Positive Economics*. University Of Chicago Press. 4
- FRISCH, R. (1933). Editor's Note. *Econometrica*, **1**, 1–4. 1
- GEORGESCU-ROEGEN, N. (1966). *Analytical Economics*. Harvard Univ. Press Massachusetts. ix, 8
- GEORGESCU-ROEGEN, N. (1971). *The Entropy Law and the Economic Process*. Harvard Univ. Press. ix, 8
- GOLDFAJN, I. & VALDÉS, R. (1996). The Aftermath of Real Appreciations. *NBER Working Paper*. 34
- GRAFE, C. & WYPLOSZ, C. (1999). *Balance of Payments, Exchange Rates, and Competitiveness in Transition Economies.*, chap. A model of the real exchange rate determination in transition economies, 159–184. Kluwer Academic, Boston. 34
- GRANGER, C. (1981). Some properties of time series data and their use in econometric model specification. *Journal of Econometrics*, **16**, 121–130. 7
- GRANGER, C. (1993). Strategies for Modelling Nonlinear Time-Series Relationships. *The Economic Record*, **69**, 233–238. 13
- GRANGER, C. & TERÄSVIRTA, T. (1993). *Modelling Nonlinear Economic Relationships*. Oxford University Press, USA. 11, 12, 38
- GREENE, W. (2003). *Econometric analysis*. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ. 1

BIBLIOGRAFÍA

- GUJARATI, D., MEDINA, G. & ARANGO, M. (1997). *Econometría básica*. McGraw-Hill. 1, 2
- HALPERN, L. & WYPLOSZ, C. (1997). Equilibrium exchange rates in transition economies. *IMF Staff Papers.*, **44**, 430–461. 34
- HANSEN, B. (1996). Inference when a nuisance parameter is not identified under the null hypothesis. *Econometrica.*, **64**, 413 – 430. 28
- HINKLE, L. & MONTIEL, P. (1999). *Exchange Rate Misalignment: Concepts and Measurement for Developing Countries*. A World Bank Publication. 36, 70
- HOOVER, K. (2005). *Prepared for the Palgrave Handbooks of Econometrics, volume 1: Theoretical Econometrics.*, chap. The Methodology of Econometrics. University of California. 3, 5
- KANTZ, H. & SCHREIBER, T. (2004). *Nonlinear Time Series Analysis*. Cambridge University Press. 8, 9, 11
- KLEIN, M., ROSENGREN, E. & OF ECONOMIC RESEARCH, N.B. (1992). *The real exchange rate and foreign direct investment in the United States: relative wealth vs. relative wage effects*. National Bureau of Economic Research Cambridge, Mass., USA. 33
- KUAN, C. & WHITE, H. (1994). Artificial neural networks: An econometric perspective. *Econometric Reviews*, 1–91. 20
- LANE, P. & MILESI-FERRETTI, G. (2004). The Transfer Problem Revisited: Net Foreign Assets and Real Exchange Rates. *Review of Economics and Statistics*, **86**, 841–857. 85
- LEYBOURNE, S., NEWBOLD, P. & VOUGAS, D. (1998). Unit roots and smooth transitions. *Journal of Time Series Analysis*, **19**, 83–97. 25
- LÓPEZ, R. (2006). *Introducción al cálculo de probabilidades e inferencia estadística. Con tópicos de Econometría.*. Ediciones UCAB. 1

- LUKKONEN, R., SAIKKONEN, P. & TERÄSVIRTA, T. (1988). Testing linearity against smooth transition autoregressive models. *Biometrika*, **75**, 491–499. 29, 41
- MACDONALD, L., R. Y RICCI (2004). Estimation of the Equilibrium Real Exchange Rate for South Africa. *South African Journal of Economics*, **72**, 282–304. 15, 78
- MACKAY, D. (1992). *Bayesian Methods for Adaptive Models*. Ph.D. thesis, California Institute of Technology. 22
- MACKINNON, J. (1996). Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests. *Journal of Applied Econometrics*, **11**, 601–618. 91
- MADDALA, G. (1980). *Disequilibrium, Self-selection and Switching Models*. Division of the Humanities and Social Sciences, California Institute of Technology. 10
- MEDEIROS, T.Y.R.G., M. Y TERÄSVIRTA (2006). Building neural network models for time series: A statistical approach. *Journal of Forecasting*, **25**, 49–75. 11, x, 14, 17, 20, 22, 24, 25, 27, 28, 29, 30, 31, 46, 47, 65, 102, 103
- MENDOZA, O. (2004). Las asimetrías del pass-through en Venezuela. *Banco Central de Venezuela, Serie Documentos de Trabajo.*, **62**. 34
- MILESI FERRETTI, G. & RAZIN, A. (2000). Current Account Reversals and Currency Crises, Empirical Regularities. 33
- PEEL, D. & SPEIGHT, A. (1996). Non-linearities in east european black-market exchange rates. *Journal of Finance and Economics*, **2**, 39–57. 34
- PINDYCK, D., R. Y RUBINFELD (1991). *Econometric models and economic forecasts*. McGraw-Hill New York. 1
- POPPER, K. (2002). *The Logic of Scientific Discovery*. Routledge. 5

BIBLIOGRAFÍA

- RECH, G., TERÄSVIRTA, T. & TSCHERNIG, R. (2001). A SIMPLE VARIABLE SELECTION TECHNIQUE FOR NONLINEAR MODELS. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, **30**, 1227–1241. 24
- REYES, B., PARACARE, E., BOSCAN, L. & LÓPEZ, O. (2007). Tipo de cambio real de equilibrio para venezuela. 90
- RODRÍGUEZ, F. (2000). Análisis de la paridad cambiaria del bolívar. *Departamento de Economía, Universidad de Maryland.*, **Mimeo**. 34
- SAIKKONEN, P. & LÜTKEPOHL, H. (2002). Testing for a Unit Root in a time series with a level shift at unknown time. *Econometric Theory*, **18**, 313–348. 70
- SAMUELSON, P., KOOPMANS, T. & STONE, J. (1954). Report of the evaluative committee for Econometrica. *Econometrica*, **22**, 141–146. 2
- SWANSON, N. & FRANSES, P. (1999). Nonlinear Econometric Modelling: A selective review. *Nonlinear Time Series Analysis of Economic and Financial Data*. IX, 8, 9
- SWANSON, N. & WHITE, H. (1995). A model-selection approach to assessing the information in the term structure using linear models and artificial neural networks. *Journal of Business and Economic Statistics*, **13**, 265–275. 22
- SWANSON, N. & WHITE, H. (1997a). Forecasting economic time series using flexible versus fixed specification and linear versus nonlinear econometric models. *International Journal of Forecasting*, **13**, 439–461. 22
- SWANSON, N. & WHITE, H. (1997b). A model selection approach to real-time macroeconomic forecasting using linear models and artificial neural networks. *Review of Economics and Statistics*, **79**, 540–550. 22
- TAYLOR, M. & SARNO, L. (2001). Real Exchange Rate Dynamics in Transition Economies: A Nonlinear Analysis. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, **5**, 153–177. 15, 16, 34, 35, 36, 38, 39, 81, 89, 90, 91, 104

- TERÄSVIRTA, T. (1994). Specification, estimation and evaluation of smooth transition autoregressive models. *Journal of the American Statistical Association.*, **89**, 208–218. 38, 41
- TERÄSVIRTA, T. (1998). *Handbook of Applied Economics and Statistics*, chap. Modelling Economic Relationships with Smooth Transition Regressions, 507–552. Dekker, New York. 7, 38, 41, 43
- TERÄSVIRTA, T. (2004). *Applied Time Series Econometrics*, chap. Smooth Transition Regression Modeling, 222–242. Cambridge University Press. 17, 38
- TERÄSVIRTA, T. & MELLIN, I. (1986). Model selection criteria and model selection tests in regression models. *Scandinavian Journal of Statistics.*, **13**, 159–171. 28
- TERÄSVIRTA, T., LIN, C. & GRANGER, C. (1993). Power of the Neural Network Linearity Test. *Journal of Time Series Analysis*, **14**, 209–220. 28, 54, 55, 56, 57
- TERÄSVIRTA, T., VAN DIJK, D. & MEDEIROS, M. (2005). Linear models, smooth transition autoregressions, and neural networks for forecasting macroeconomic time series: A re-examination. *International Journal of Forecasting*, **21**, 755–774. 22, 47, 49
- TSCHERING, R. (2004). *Applied Time Series Econometrics*, chap. Nonparametric Time Series Modeling, 243–288. Cambridge University Press. 19
- VIVANCOS, F. (2005). El tipo de cambio real de equilibrio en venezuela. Serie Notas Técnicas Año 5, Número 2, Unidad de Investigación Económica. Banco Mercantil. 34, 70
- WOOLDRIDGE, J. (1990). A unified approach to robust, regression-based specification tests. *Econometric Theory.*, **6**, 17–43. 30
- WOOLDRIDGE, J. (2006). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. Thomson/South-Western. 1, 3, 28

BIBLIOGRAFÍA

- ZALDUENDO, J. (2006). Determinants of Venezuela's Equilibrium Real Exchange Rate. *IMF Working Paper*, **WP/06/74**. 15, 34, 70, 75
- ZELLNER, A. (2007). Philosophy and objectives of econometrics. *Journal of Econometrics*, **136**, 331-339. 3, 6

www.bdigital.ula.ve