

La Metodología del Vector Autorregresivo: Presentación y Algunas Aplicaciones

Analyses to the methodological econometric vector autoregressive

TRUJILLO CALAGUA, Gustavo Herminio¹

No fueron encontrados conflictos de interés en este artículo.

RESUMEN

Este trabajo tiene por objeto introducir un desarrollo importante en el análisis econométrico de series de tiempo en una forma relativamente elemental. Con este fin se enfatiza la utilización práctica de la metodología y su aplicación al análisis de algunos problemas relevantes para la discusión sobre política económica en Perú. La presentación incluye la propuesta metodológica para la estimación de un VAR (metodología de los Vectores Autorregresivos) y su instrumentalización, analizando las funciones de impulso-respuesta y de descomposición de la varianza; igualmente se analiza los Test de Cointegración para sistemas VAR y su uso como evaluador de la política económica. Finalmente, se exponen las conclusiones derivadas del estudio, las mismas que constituyen solo una aproximación exploratoria al tratamiento de las series de tiempo.

Palabras clave: VAR. Cointegracion. Estacionariedad.

ABSTRACT

This working paper development the most recent topics in econometrics applied to the economics. Analyses to the methodological econometric VAR (vector autoregressive) since for C.Sims (1980) is a econometric model used to capture the evolution and interdependencies between multiple time series, generalizing the univariate AR models. All the variables in a VAR are treated symmetrically by including for each variable an equation explaining its evolution based on its own lags and the lags of all the other variables in the model. Based on this feature, C. Sims advocates the use of a VAR models as a theory free method to estimate economic relationships, thus being an alternative to the incredible identification restrictions in structural models. A VAR model describe the evolution of a set k variables (called endogenous variables) over the same sample period ($t=1, \dots, n$) as a linear function of only their past evolution. The variables are collected in a $k \times 1$ vector Y_t , which has as the i^{th} element Y_{it} the time t observation of variable Y_i . For example is PBI, the y_{it} is the value of PBI at t .

Key Words: VAR. Cointegrationst Test. Stationary test.

¹Ph.D in Economics V-Tech, Virginia-USA(2000).Economista, UNFV (1994), Lima-Perú; Master of Science in Economics V-Tech, Virginia-USA(1998); Profesor Asociado a la Facultad de Ingeniería Económica de la Universidad Científica Del Sur (Lima-Perú). gtrujillo666@hotmail.com

INTRODUCCIÓN

En esta parte del artículo se analizará los detalles técnicos asociados con estimación y uso de los *Vectores Autorregresivos (VAR)*, en particular en el manejo de series de tiempo no estacionarias, útil para analizar la interrelación entre las diferentes series de tiempo que integran un modelo econométrico.

El Problema

Típicamente se han ignorado problemas de especificación dinámica, estabilidad de parámetros, orden de integración, sesgos de estimación y exogeneidad. En este trabajo los problemas anteriores se abordan desde la perspectiva de la econometría dinámica, enfatizándose la modelación econométrica de lo general a lo particular (Richard y Hendry 1983). Este enfoque parte de un proceso generador de datos (PGD) desconocido y mediante teoría económica y aplicación econométrica (marginalización, simplificación, reparametrización, etc.) se logra una aproximación o representación robusta, simple y parsimoniosa de este proceso generador de datos (PGD) muchas veces plasmado en un modelo econométrico o en sistemas de variables de series de tiempo interrelacionadas. Este último punto es conocido como Vectores Autorregresivos, mediante el cual analizamos el impacto dinámico de diferentes tipos de perturbaciones y controles fortuitos en sistemas de variables.

El estudio de las interacciones estimadas, es la motivación de los usuarios de los modelos de Vectores Autorregresivos (**VAR**). Tales usos son el computo de las funciones impulso-respuesta y de la descomposición de la varianza del error de predicción.

Los Vectores Autorregresivos han sido de vasto uso en Economía, donde la idea es que el agente optimizador corrige una proporción del desequilibrio actual en el período siguiente. El posterior análisis de errores, de estabilidad de parámetros, exogeneidad, englobamiento, etc., permite abordar de una manera sistemática los problemas arriba mencionados.

Objetivo

El objetivo fundamental de la propuesta es proporcionar una estrategia de modelización que al evitar la generosa imposición de restricciones en que se apoya la identificación de los modelos econométricos convencionales, permita reflejar lo más fielmente posible las regularidades empíricas e interacciones entre las variables objeto de análisis. Cuando se tienen varias series, es necesario tomar en cuenta la interdependencia entre ellas. Una forma de hacerlo es estimar un modelo de ecuaciones simultáneas, pero con rezagos en todas las variables. Este modelo se conoce como *modelo dinámico de ecuaciones simultáneas*. Sin embargo,

esta formulación supone dos pasos: primero, es preciso clasificar las variables en dos categorías: endógenas y exógenas; segundo: deben imponerse ciertas restricciones en los parámetros para lograr la identificación. Para superar esto se propone el uso de los "*Vectores Autorregresivos*" que no es más que una generalización del modelo Autorregresivo AR (p) a las series de tiempo múltiples.

Antecedentes

Los *Vectores Autorregresivos* han proveído una exitosa técnica para hacer pronósticos en sistemas de variables de series de tiempo interrelacionadas, donde cada variable ayuda a pronosticar a las demás variables. *VAR* es también frecuentemente utilizado, aunque con considerable controversia en el análisis del impacto dinámico de diferentes tipos de perturbaciones y controles fortuitos en sistemas de variables. Un *VAR* es un sistema de variables que hace de cada variable endógena una función de su propio pasado y del pasado de otras variables endógenas del sistema. Toda la exposición está basada en los trabajos de Christopher A. Sims, "*Macroeconomics and Reality*" (1980) y "*Macroeconometrics VAR: A Explanations*" (1991).

Justificación

El estudio de las interacciones dinámicas estimadas es una de las motivaciones fundamentales de los usuarios de los modelos *VAR* y, de hecho, los usos típicos de estos modelos reflejan esta motivación. Tales usos son el computo de las funciones impulso-respuesta y de la descomposición de la varianza del error de predicción. Las implicaciones dinámicas del modelo estimado dependerán evidentemente de la estructura de correlaciones contemporáneas reflejada en la matriz de perturbaciones. Explicar cómo realizar esta incorporación, el computo de las estimaciones *VAR*, de la función impulso-respuesta y de la descomposición de la varianza del error de predicción, serán el objeto de estudio de las siguientes secciones. La estimación del modelo *VAR* es más sencillo, ya que es posible utilizar el método de los Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO).

Este ensayo se inspira bajo la modelación econométrica Inglesa (Gilbert 1986), según el cual se parte de una modelación general hasta llegar a una especificación particular (Richard y Hendry 1983), y que tiene como principal atractivo darle una explicación económica al tratamiento de las series de tiempo.

En los modelos sustentados por esta escuela se toma como referencia inicial un proceso generador de datos (PGD) desconocido, y se tiene como objetivo la obtención de una descripción satisfactoria de este PGD mediante la utilización de la información, la aplicación econométrica y la

En esta parte del artículo se analizará los detalles técnicos asociados con estimación y uso de los *Vectores Autorregresivos (VAR)*, en particular en el manejo de series de tiempo no estacionarias, útil para analizar la interrelación entre las diferentes series de tiempo que integran un modelo econométrico.

El Problema

Típicamente se han ignorado problemas de especificación dinámica, estabilidad de parámetros, orden de integración, sesgos de estimación y exogeneidad. En este trabajo los problemas anteriores se abordan desde la perspectiva de la econometría dinámica,

enfatiéndose la modelación econométrica de lo general a lo particular (Richard y Hendry 1983). Este enfoque parte de un proceso generador de datos (PGD) desconocido y mediante teoría económica y aplicación econométrica (marginalización, simplificación, reparametrización, etc.) se logra una aproximación o representación robusta, simple y parsimoniosa de este proceso generador de datos (PGD) muchas veces plasmado en un modelo econométrico o en sistemas de variables de series de tiempo interrelacionadas. Este último punto es conocido como *Vectores Autorregresivos*, mediante el cual analizamos el impacto dinámico de diferentes tipos de perturbaciones y controles fortuitos en sistemas

RESULTADOS

Metodología del Vector Autorregresivo.

La metodología VAR es, en cierta forma, una respuesta a la imposición de restricciones a priori que caracteriza a los modelos econométricos convencionales: en un sistema de ecuaciones simultáneas se requiere imponer restricciones sobre los parámetros de las mismas para garantizar la identificación y posible estimación de las ecuaciones que lo conforman. Para ello, además, es indispensable diferenciar entre las variables endógenas y las predeterminadas, es decir, aquellas cuyos valores no son determinados por el modelo en el período actual. Estas últimas pueden ser exógenas o endógenas rezagadas.

El VAR presenta alternativamente, un sistema de ecuaciones simultáneas en el que cada una de las variables son explicadas por sus propios rezagos y los del resto de variables del sistema. Es decir no se admite restricciones a priori y todas las variables son consideradas endógenas. La única información a priori que se incluye está referida al número de

rezagos de las variables explicativas que se incorporan en cada ecuación.

No obstante, en términos operativos, una correcta especificación del sistema requiere que la determinación de las variables a ser incluidas en él, se base en el conocimiento de un modelo teórico relevante. Un VAR tiene en general la siguiente especificación:

$$(1) Y_t = \sum_{i=1}^p \Pi_i Y_{t+i} + \mu_t$$

Donde Y_t é Y_{t-1} son vectores de orden m_t (m es el número de rezagos del sistema) y Π_i es la matriz (cuadrada de orden m) de coeficientes del rezago i de las variables explicativas en las m ecuaciones.

De esta forma, se puede observar que deberán estimarse tantas matrices Π_i como rezagos se incluyan en el sistema. Matricialmente: (2)

$$\begin{pmatrix} Y_{1t} \\ Y_{2t} \\ \mu_{2t} \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_{mt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11(L)} & a_{12(L)} & \dots \\ a_{21(L)} & a_{2m(L)} & \dots \\ \cdot & \cdot & \dots \\ \cdot & \cdot & \dots \\ a_{m1(L)} & \dots & \dots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{1m(L)} \\ \cdot \\ \cdot \\ a_{mm(L)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mu_{1t} \\ \cdot \\ \cdot \\ \mu_{mt} \end{pmatrix}$$

En este sistema:

$$(3) E[\begin{matrix} t & t-j \end{matrix}] = 0 \quad j > 0$$

$$(4) E[\begin{matrix} t & t \end{matrix}] = \sigma^2$$

Como se observa, todas las explicativas del sistema son predeterminadas (endógenas rezagadas); además, los errores tienen una varianza constante y no presentan autocorrelación. Por ello, el mejor estimador *asintótico* de este modelo es el de

mínimos cuadrados ordinarios (MCO) aplicado ecuación por ecuación. En términos prácticos se recomienda:

- 1-Limpiar cada una de las series de cualquier tipo de *estacionariedad*.
- 2-Estimar por MCO cada ecuación individualmente.
- 3-Determinar el número de rezagos de las variables explicativas que deben permanecer en cada ecuación.

Para ello se sugieren dos tipos de test: primero el *test F por bloques*, para probar la hipótesis nula de que un número i de rezagos deben incluirse como explicativas en cada ecuación, versus la alternativa de que dicho número es $i + r > i$.

Este test tiene el problema de que debe ser aplicado individualmente a cada ecuación, pudiendo llegarse a la conclusión de que el número de rezagos a incluirse en ellas es diferente en cada caso. Esto le restaría eficiencia al estimador de MCO; segundo, el test de *Máxima Verosimilitud* para el conjunto de ecuaciones. La hipótesis nula de este test es el que el sistema tiene un número i de rezagos versus la alternativa de que este número es $j + r$. El estadístico sería:

$$\{T - C\} * \{ \log |i| - \log |i+r| \}$$

donde $\log |i|$ = logaritmo del determinante de la matriz de varianzas y covarianzas para el modelo con i rezagos.
 T = Número de observaciones.
 C = Parámetros del modelo no restringido en cada ecuación:

$$\{12(j+r)+1\}$$

Este test se distribuye ² con grados de libertad igual al número de restricciones en el sistema $\{4(i+r)\}$. Este test tiene poco poder para rechazar test sucesivos de restricción de rezagos; por ello el rezago referencial debe ser el de mayor valor en el sistema, es decir, cualquier hipótesis nula debe ser contrastada contra el rezago $(i+r)$.

No se debe utilizar el test "t" ni dar importancia a los signos de los coeficientes, ya que existe una gran multicolinealidad entre las variables de cada ecuación. La magnitud de los coeficientes es un indicador relativo de la significancia de la variable (un coeficiente pequeño generalmente acompaña a una variable poco significativa).

Nótese que una de las desventajas del uso de este modelo es que su estimación implica calcular m^2p coeficientes, sin considerar los de la matriz ².

Una forma alternativa de representación VAR consiste en hacer depender el vector de valores actuales de las variables del valor actual y los infinitos rezagos del vector de errores:

$$(5) Y_t = \sum_{j=1}^p L^j Y_t + \epsilon_t$$

$$(6) [I - \sum_{j=1}^p L^j] Y_t = \epsilon_t$$

$$(7) A(L)Y_t = \epsilon_t$$

$$(8) Y_t = \epsilon_t / A(L)$$

$$(9) Y_t = \epsilon_t + \alpha_1 \epsilon_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-2} + \dots$$

donde (9) es una representación MA ().

Esta representación puede ser transformada de tal forma que los valores actuales sean una función de los valores presentes y pasados de un vector de

innovaciones ortogonales: como los errores (5) no tienen porque estar correlacionados, se acostumbra premultiplicar dicha ecuación por la única matriz triangular (**T**), con unos en la diagonal principal, que diagonaliza la matriz de covarianzas del error. Así, se obtiene un nuevo modelo con errores ortogonales:

$$TY_t = T \sum_{i=1}^p Y_{t-1} + \epsilon_t$$

donde: $\epsilon_t = T \epsilon_t$ es el vector de las innovaciones ortogonalizadas, y $D = T T$. Es decir, para cada matriz real, simétrica y definida positiva existe una única matriz triangular P con unos en la diagonal principal y una única matriz diagonal D con entradas positivas en la diagonal, tal que: $T = PDP'$.

Si se requiere obtener un nuevo modelo con errores ortogonales, bastará con hacer $T = P^{-1}$, de forma tal que:

$$E(\epsilon_t \epsilon_t') = [P^{-1}] E(\epsilon_t \epsilon_t') [P^{-1}]' \\ = [P^{-1}] [P^{-1}]' \\ = [P^{-1}] PDP' [P^{-1}]^{-1}$$

$$E(\epsilon_t \epsilon_t') = D$$

Donde D, la matriz de varianzas y covarianzas de los errores transformados, es una matriz diagonal que garantiza su ortogonalidad. A partir de este modelo transformado se pueden obtener las interacciones dinámicas estimadas: la función de impulso-respuesta ortogonalizada, calculando el efecto sobre Y_{t+s} de un impulso unitario ϵ_{t+s} ; y de descomposición de la varianza del error de predicción, los cuales serán materia de discusión en las secciones siguientes.

Especificación del Sistema VAR.

En la práctica es frecuente la existencia de más de dos variables endógenas y muchas veces más de un rezago. El modelo de *Autorregresión Vectorial*

$$LNP = \alpha_0 + \alpha_1 LNP_{t-1} + \alpha_2 LNP_{t-2} + \alpha_3 LNP_{t-3} + \alpha_4 LDEF_{t-1} + \alpha_5 LDEF_{t-2} + \alpha_6 LDEF_{t-3} + \epsilon_t$$

$$LDEF = \beta_1 + \beta_2 LNP_{t-1} + \beta_3 LNP_{t-2} + \beta_4 LNP_{t-3} + \beta_5 LDEF_{t-1} + \beta_6 LDEF_{t-2} + \beta_7 LDEF_{t-3} + \epsilon_t$$

Donde LNP es el logaritmo de los niveles de precios; y LDEF es el logaritmo del déficit fiscal. Hemos considerado el sistema en términos lineales (el sistema también puede escribirse en términos del operador de retardos L), a fin de tener una expresión convergente para las variables endógenas en términos de las innovaciones ($\epsilon_{1t}, \epsilon_{2t}$):

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + \epsilon_t \\ Y_{1t} = (1 - \alpha_1 L)^{-1} \epsilon_{1t} + \alpha_1 L \epsilon_{1t} + \dots + \alpha_{p-1} L^{p-1} \epsilon_{1t}$$

Para el caso de un rezago, con 2 variables endógenas: Y_1, Y_2 , y 3 rezagos para cada una de ellas, la primera ecuación sería:

$$LNP_t = \alpha_1 + \sum_{j=1}^3 \alpha_j LNP_{t-j} + \sum_{j=1}^3 \beta_j LDEF_{t-j} + \epsilon_t \\ LDEF_t = \beta_2 + \sum_{j=1}^3 \beta_j LNP_{t-j} + \sum_{j=1}^3 \beta_j LDEF_{t-j} + \epsilon_t$$

Estimación y Calibrado Econométrico VAR.²

Desde una perspectiva Bayesiana, el problema de estimación consiste en obtener una estimación de los coeficientes partiendo de la distribución de los mismos y la nueva información incorporada en el vector de observaciones de las variables endógenas. La estimación se completa cuando se han procesado todas las observaciones muestrales de acuerdo con las ecuaciones de actualización, obviamente, llevar a término el proceso requiere especificar el sistema VAR, así como la distribución que debe ser interpretada como condicional en la historia premuestral. Un principio básico de esta metodología es evitar a priori exclusiones injustificadas de variables; de otro lado, la introducción de coeficientes que dependen del tiempo tiene como objetivo capturar posibles no linealidades en el vector estocástico modelado.

Los coeficientes estimados de un VAR son difíciles de interpretar. Por causa de esto es muy probable observar en la *función de impulso-respuesta* y de *descomposición de la varianza del sistema*, ciertas implicaciones acerca del VAR.

Teóricamente, en cada ecuación el coeficiente de la propia variable rezagada tendrá una media inicial de 1, y todos los demás tendrán una media inicial de 0, con la varianza de la variable a priori disminuyendo a medida que aumenta la longitud del rezago. Al aumentar la longitud del rezago, disminuye la varianza; es decir, cada vez es mayor la certeza de que el coeficiente es cero. Para todos los demás coeficientes, dicho valor inicial será de 0 y los valores iniciales de los coeficientes rezagados se concentrarán más en torno a cero.

Como el objetivo de la modelación VAR es el estudio de las interacciones dinámicas de diferentes tipos de perturbaciones y controles fortuitos, y de hecho, los usos típicos de esta modelación reflejan esta motivación, se pasará al análisis de las *funciones impulso-respuesta* y de la *descomposición de la varianza*, a fin de realizar evaluación de políticas y el análisis del poder predictivo del sistema, tópicos que se describen en las siguientes secciones del artículo.

Función Impulso-Respuesta.

Esta función es simplemente la representación de medias móviles asociada con el modelo estimado y explica la respuesta del sistema a shocks en los componentes del vector de perturbaciones. La *función impulso-respuesta* traza la respuesta de las variables endógenas en el sistema ante un shock en los errores. Un cambio en ϵ_1 cambiaría inmediatamente el valor de LNP . Ello además cambiaría todos los valores futuros de las demás variables endógenas del sistema, debido a la estructura dinámica del sistema.

En una *función impulso-respuesta*, separa los determinantes de las variables endógenas dentro de los shocks o identifica innovaciones con variables específicas. Entonces, traza el efecto corriente y valores futuros de las variables

endógenas ante un "shock" de una desviación estándar a las innovaciones (variables estocásticas).

Si todos los componentes estocásticos de nuestro sistema VAR son incorrelativos, la interpretación es directa, ϵ_1 es la innovación LNP , ϵ_2 es la innovación $LDEF$, y así sucesivamente. Una *función impulso-respuesta* para ϵ_2 mide el efecto de una desviación estándar ante un shock en el Déficit Fiscal actual y futuro para las variables endógenas.

Por desgracia, este no es casi nunca el caso pues los errores son totalmente incorrelativos. Cuando los errores se correlacionan, ellos tienen un componente común el cual no puede ser identificado con cualquier variable específica. Un método algo arbitrario de negociación con este problema es atribuir todo el efecto a cualquier componente común a la variable, aquel que venga primero en el sistema VAR. En nuestro sistema, el componente común de ϵ_1 y ϵ_2 es totalmente atribuido a ϵ_1 , porque ϵ_1 precede a ϵ_2 ; ϵ_1 es la innovación LNP y ϵ_2 es la innovación $LDEF$ transformado o removido el componente común.

Más técnicamente los errores son ortogonalizados por una descomposición *Choleski*, así la matriz de covarianza resultante es triangular inferior (los elementos por encima de la diagonal principal son cero). La descomposición *Choleski* es extensamente usada, es un método un poco arbitrario de atribución de efectos comunes. Cambiando el orden de las ecuaciones, se puede cambiar dramáticamente las *funciones impulso-respuesta*, hay que tener cuidado con las interpretaciones de estas funciones.

Descomposición de la Varianza del error de predicción.

La *descomposición de la varianza* de un VAR brinda información acerca de la potencia relativa de innovaciones aleatorias para cada variable endógena. Este ejercicio consiste en descomponer la varianza de las variables endógenas en componentes que permitan aislar el porcentaje de variabilidad de una endógena explicado por una de las innovaciones para distintos horizontes predictivos. Tal descomposición se obtiene luego de "ortogonalizar" el vector de perturbaciones, que consiste en distribuir la responsabilidad de las correlaciones reflejadas en la matriz de covarianza entre los distintos componentes del vector de perturbaciones. La intención al hacer explícita esta conexión entre el modelo originalmente estimado y el obtenido, es clarificar que el modelo obtenido una vez realizada la ortogonalización, no es una forma reducida, sino una forma estructural; y que por tanto, el proceso de ortogonalización es de hecho una forma de identificación. De esta manera se pueden calcular las contribuciones de las innovaciones sobre el error de predicción del período siguiente. Es de esperar que en el corto plazo la propia innovación explique la mayor proporción de este error.

DISCUSIÓN

Evaluación de política y análisis del poder predictivo de un sistema VAR.

Uno de los objetivos finales de la Econometría y tal vez el que le dé mayor uso potencial, es la *evaluación de políticas*. Este objetivo se refiere a una situación en la cual los que realizan la toma de decisiones deben elegir una política, denominada "plan", a partir de un conjunto de políticas alternativas dado. La evaluación de políticas está íntimamente relacionada con la predicción y, al igual que la predicción, se asumirá que la elección de políticas es cuantitativa, explícita e inequívoca. De hecho, la predicción y la evaluación de políticas están interrelacionadas dentro de un sistema de retroalimentación: un pronóstico debe estar basado, en parte, en supuestos concernientes a la elección de quienes toman decisiones relevantes. A

la inversa, la evaluación de políticas debe estar fundamentada, también en parte, sobre predicciones de los efectos de las distintas políticas alternativas.

De esta manera el cálculo de las *funciones impulso-respuesta* y de *descomposición de la varianza*, sugieren las mismas interacciones dinámicas. Estas desviaciones fueron calculadas mediante un ejercicio de Montecarlo (bajo el supuesto que los errores tienen una distribución normal) utilizando la distribución a posteriori del operador autorregresivo. El método de Montecarlo es la única vía practicable para este cálculo dada la relación no lineal que existe entre las representaciones autorregresiva y de medias móviles.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDERSON, T.W. y C. SHIAO (1981): "Estimation of dynamic models with error components". *Journal of American Statistical Association*. # 76, págs 598-606.

GRANJER, C. y P. NEWBOLD (1974): "Spurious regressions in econometrics". *Journal of econometrics* # 2. Págs 111-120.

HENDRY, DAVID and RICHARD, JEAN FRANCOIS. (1983): "The econometric analysis of economic time series", *International Statistical Review*, N° 51, 1983.

ROTHENBERG, T.J. y C.T. LEENDERS (1964): "Efficient estimation of simultaneous equations systems". *Econometrica* # 32, págs 57-59.

SIMS, CHRISTOPHER:

(1980): "Macroeconomics and reality", *Econometrica* # 48, January. Págs 165-192.

(1986): "Are forecasting models usable for policy analysis?". *Federal Reserve Bank of Minneapolis, Quarterly*

Review Winter. Págs 154.

(1987): "Identifying policy effects". *Federal Reserve Bank of Minneapolis Research Department. Working paper 351. May*. Págs 145.

(1991): "Macroeconometrics: A explanation". *Federal Reserve of Minneapolis*. Págs 142.

TRUJILLO CALAGUA, GUSTAVO H:

(1998) "Un modelo econométrico para el Perú sobre la dinámica del desequilibrio fiscal y el proceso inflacionario en el período 1985-1995: Aplicación de la técnica de Vectores Autorregresivos", Tesis de Licenciatura.

(1998) "Demand of money in Peru 1985-1998: an stability parameters Analysis and Cointegration's Test. ", *Thesis Master of science grade, V-Tech(1998) USA*.

(2000) "Algoritmo de estimación de modelos econométricos en forma de espacio de los estados basado en el filtro de Chandrasejchar". *Thesis Ph.D grade, V-Tech(2000) USA*.

Recibido: 12 agosto 2010 | Aceptado: 29 octubre 2010