



Munich Personal RePEc Archive

A conjuncture model for bolivian industry activity

Muriel Hernández, Beatriz

UDAPE

September 1999

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/124591/>
MPRA Paper No. 124591, posted 21 May 2025 11:00 UTC

UN MODELO DE COYUNTURA PARA LA ACTIVIDAD INDUSTRIAL BOLIVIANA*

Septiembre, 1999

Beatriz Muriel Hernández

Resumen

Este documento tiene como objetivo evaluar y cuantificar el comportamiento del sector industrial en Bolivia; identificando sus componentes tendencial y cíclico, y proyectando su comportamiento hacia el futuro. Debido a la limitada información disponible, se ha escogido como indicador de coyuntura al índice del volumen físico de la industria manufacturera (IQVF), que cuenta con datos trimestrales desde 1982. La metodología utilizada se basa en los siguientes aspectos. Primero, la serie (en logaritmos y desestacionalizada por el método X-11) parte de la especificación del modelo ARIMA que mejor se ajuste a los datos, de acuerdo a los criterios de Akaike y Schwarz. Posteriormente, se proyecta el índice para cuatro periodos al frente de la muestra, evaluando la capacidad de predicción del modelo a través del coeficiente de desigualdad Theil (U). Finalmente, se desagrega la serie IQVF en sus componentes tendencial y cíclico, a partir de los filtros de Hodrick y Prescott y Pase de Bandas. La descomposición de la serie permite identificar claramente dos estados de largo plazo en su evolución subyacente. El primero, sucedido en la década de los ochenta, marca un crecimiento acelerado del índice y, el segundo, que se presenta en la década de los noventa, muestra un relativo estancamiento en su desarrollo, sin perspectivas de mejoras para el año 1999. El diagnóstico sobre el indicador industrial de la forma descrita anteriormente, no muestra las causas o determinantes de este comportamiento, sin embargo, evidencia la necesidad de elaborar políticas que efectivamente consigan dinamizar al sector. Para esto, es recomendable estudiar más detalladamente los factores principales de incidencia sobre la industria manufacturera, a fin de poder estimular aquellos que sean positivos, como, por ejemplo, capital físico y humano, y combatir los negativos, como, por ejemplo, el contrabando.

Palabras Clave: Ciclo económico; Industria manufacturera; Series temporales; Crecimiento industrial

Códigos JEL: C22; E32; L60; O14; O5; O54

* Este artículo ha sido publicado en el Volumen #17 de la Revista de Análisis Económico de la Unidad de Análisis y Políticas Sociales y Económicas (UDAPE).

Abstract

The objective of this study is to evaluate and quantify the behavior of the industrial sector in Bolivia, identifying its trend and cyclical components, and projecting its behavior into the future. Due to the limited information available, the physical volume index of the manufacturing industry (IQVF), which has quarterly data since 1982, has been chosen as a short-term indicator. The methodology used is based on the following aspects. First, the series (in logarithms and seasonally adjusted by the X-11 method) is based on the specification of the ARIMA model that best fits the data, according to the Akaike and Schwarz criteria. Subsequently, the index is projected for four periods at the front of the sample, evaluating the predictive capacity of the model through the Theil inequality coefficient (U). Finally, the IQVF series is disaggregated into its trend and cyclical components, using the Hodrick and Prescott and Band Pass filters. The decomposition of the series allows us to clearly identify two long-term states in its underlying evolution. The first, which occurred in the eighties, marks an accelerated growth of the index, and the second, which occurs in the nineties, shows a relative stagnation in its development, with no prospect of improvement for 1999. The diagnosis of the industrial indicator as described above does not show the causes or determinants of this behavior; however, it does show the need to develop policies that will effectively stimulate the sector. To this end, it is advisable to study in more detail the main factors affecting the manufacturing industry, in order to stimulate those that are positive, such as physical and human capital, and to combat those that are negative, such as smuggling.

Key words: Business cycle; Manufacturing industry; Time series; Industrial growth.

JEL Codes: C22; E32; L60; O14; O5; O54

1. INTRODUCCIÓN

El trabajo tiene como objetivo evaluar y cuantificar el comportamiento del sector industrial en Bolivia; identificando sus componentes tendencial y cíclico, y proyectando su comportamiento hacia el futuro.

Debido a la limitada información disponible, se ha escogido como indicador de coyuntura al índice del volumen físico de la industria manufacturera (*IQVF*), que cuenta con datos trimestrales desde 1982. Cabe señalar que existen otras variables, como los índices del volumen de ventas, del consumo de energía y del empleo, que podrían ser relacionadas con el *IQVF* a través de la econometría de series temporales; sin embargo, no cuentan con suficientes observaciones para elaborar esta clase de estudios, ya que generalmente comienzan en la década de los noventa. Por este motivo, se ha optado por realizar únicamente análisis univariados para el *IQVF*.

La metodología utilizada se basa en los siguientes aspectos. Primero, la serie (en logaritmos y desestacionalizada por el método X-11) parte de la especificación del modelo ARIMA que mejor se ajuste a los datos, de acuerdo a los criterios de Akaike y Schwarz. Posteriormente, se proyecta el índice para cuatro periodos al frente de la muestra, evaluando la capacidad de predicción del modelo a través del coeficiente de desigualdad Theil (*U*). Finalmente, se desagrega la serie *IQVF* en sus componentes tendencial y cíclico, a partir de los filtros de Hodrick y Prescott y Pase de Bandas.

La descomposición de la serie permite identificar claramente dos estados de largo plazo en su evolución subyacente. El primero, sucedido en la década de los ochenta, marca un crecimiento acelerado del índice y, el segundo, que se presenta en la década de los noventa, muestra un relativo estancamiento en su desarrollo, sin perspectivas de mejoras para el año 1999. El diagnóstico sobre el indicador industrial de la forma descrita anteriormente, no muestra las causas o determinantes de este comportamiento, sin embargo, evidencia la necesidad de elaborar políticas que efectivamente consigan dinamizar al sector. Para esto, es recomendable estudiar más detalladamente los factores principales de incidencia sobre la industria manufacturera, a fin de poder estimular aquellos que sean positivos, como, por ejemplo, capital físico y humano, y combatir los negativos, como, por ejemplo, el contrabando.

El detalle teórico de la metodología es descrito en la sección 2. En la sección 3 se presenta los resultados del proceso de selección del modelo ARIMA, y la forma de desagregación de la serie en sus componentes tendencial y cíclico. Por último, en la sección 4 se exponen las principales conclusiones.

2. METODOLOGÍA

2.1. Determinación del modelo ARIMA

Los modelos ARIMA (*autoregressive integrated moving average*) consiguen describir satisfactoriamente la dinámica de las series temporales individuales, por lo que son usualmente utilizados para realizar proyecciones. Parten del supuesto de que la variable en estudio (*y*), especificada generalmente en logaritmos, sigue un proceso estocástico en el tiempo de la siguiente forma:

$$\theta(L)y_t = \alpha + \phi(L)\varepsilon_t \quad (2.1)$$

$$\varepsilon_t \sim i.i.d. N(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (2.2)$$

donde; L representa el operador de retardo, $\theta(L)$ y $\phi(L)$ son polinomios de orden p y q respectivamente. Si la variable es no estacionaria, es decir, algunos valores de los coeficientes de $\theta(L)$ son cercanos a la unidad; entonces, es recomendable excluir estas raíces antes de estimar el modelo, diferenciando y_t cuantas veces sea necesario para llegar a una nueva serie que sea estacionaria, de la siguiente manera:

$$\theta^*(L)(1-L)^d y_t = \alpha + \phi(L)\varepsilon_t \quad (2.3)$$

donde; $(1-L)y_t = \Delta y_t = y_t - y_{t-1}$, d representa el orden de integración del modelo ARIMA (p,d,q) necesario para llegar al modelo ARMA (p,q) . Sin embargo, también es posible que el comportamiento no estacionario de la serie sea descrito por una tendencia determinística, en cuyo caso (2.1) podría ser redefinida de la siguiente forma (suponiendo $d=0$):

$$\theta(L)y_t = \alpha + \delta t + \phi(L)\varepsilon_t \quad (2.4)$$

El proceso de especificación del modelo ((2.3) o (2.4)) considera cinco aspectos principales, que son discutidos a continuación.

2.1.1. Determinación de los componentes estacionales

Cuando la serie presenta componentes estacionales, puede ser diferenciada de una forma semejante que en (2.3), considerando su cuarto o doceavo retardo, según sea su periodicidad, trimestral o mensual. Aunque este formato puede ayudar al ajuste de la serie, adiciona un mayor orden de integración, pudiendo representar equívocamente el proceso aleatorio de la variable en estudio. Por este motivo, se ha optado por trabajar con la serie previamente desestacionalizada, obteniéndola a partir de la siguiente expresión:

$$\tilde{y}_t = y_t - s_t \quad (2.5)$$

donde: s_t representa el componente estacional y $\tilde{y}_t$ es el valor de la variable ajustada por estacionalidad, ambos en el periodo t . Para estimar s_t se ha recurrido al método X-11, que fue elaborado por la *Statistical Research Division Bureau of the Census* de los Estados Unidos, a partir de análisis empíricos realizados a diversas series temporales. El método se basa en un proceso iterativo de aplicación de distintos tipos de medias móviles, que considera las características de la serie en función a criterios preestablecidos, para finalmente encontrar los factores estacionales, y aún puede extraer ciertos componentes de la serie llamados irregulares que, como su nombre lo indica, se suceden sin presentar ningún comportamiento regular u homogéneo.

2.1.2. Análisis de estacionariedad

Una vez obtenida la serie $\tilde{y}_t$, el siguiente paso es determinar el valor de d . Para esto, se ha utilizado el test de Dickey-Fuller aumentado (ADF). El test se aplica suponiendo que la serie puede ser representada simplemente como un proceso autoregresivo de orden p (AR(p)), como sigue:

$$\tilde{y}_t = \alpha + \delta t + \xi_1 \Delta \tilde{y}_{t-1} + \xi_2 \Delta \tilde{y}_{t-2} + \dots + \xi_{s-1} \Delta \tilde{y}_{t-s+1} + \rho \tilde{y}_{t-1} + w_t \quad (2.6)$$

$$w_t \sim i.i.d. N(0, \sigma_w^2) \quad (2.7)$$

El test es elaborado bajo la hipótesis nula de que el proceso verdadero posee una raíz unitaria ($\rho = 1$), suponiendo como hipótesis alternativa que la serie es estacionaria ($|\rho| < 1$). Para realizar el

test es recomendable identificar previamente el número óptimo de rezagos de la variable " $\Delta \tilde{y}$ ". La metodología utilizada para realizar esta identificación se basa en Hamilton (1994); parte de la estimación de (2.6) por mínimos cuadrados ordinarios, suponiendo un número máximo " $s+1$ ", se elabora entonces el test "t" para la hipótesis nula $\xi_{s-1}=0$; si esta es aceptada, se procede a testear la hipótesis conjunta de que $\xi_{s-1}=0$ y $\xi_{s-2}=0$, a través del test "F", si esta es aceptada se procede a testear $\xi_{s-1}=0$, $\xi_{s-2}=0$ y $\xi_{s-3}=0$, y así sucesivamente, hasta que la hipótesis nula sea rechazada.

Aunque es posible analizar las características estacionarias de la serie, es conveniente realizar el test adicional desarrollado por Dickey y Fuller para identificar si la serie posee una raíz unitaria o una tendencia determinística. Para realizar este estudio, se plantea la siguiente hipótesis nula y alternativa:

$$H_0: \quad \tilde{y}_t = \alpha + \tilde{y}_{t-1} + u_t \quad \text{es decir; } (\alpha < 1); |\rho| = 1; \delta = 0 \quad (2.8)$$

$$H_1: \quad \tilde{y}_t = \alpha + \delta + \rho \tilde{y}_{t-1} + u_t \quad \text{es decir; } |\rho| < 1; \delta > 0 \quad (2.9)$$

La forma de testear este supuesto se basa en los estadísticos " $T(\hat{\rho}-1)$ " de Dickey y Fuller y "F", sin embargo, el análisis de la distribución asintótica de estos tests es diferente.¹

2.1.3. Determinación de p y q

A partir de la obtención del orden de integración d , la serie puede ser diferenciada de la forma (2.3) para llegar al proceso estacionario ARMA(p,q), o puede concluirse que $d = 0$ y que la serie es mejor representada con una tendencia determinística, en cuyo caso la variable sería descrita como en (2.4). Resta entonces determinar el número óptimo de los componentes autoregresivos (p) y de medias móviles (q).

Generalmente, los modelos más parsimoniosos son preferibles a los más complicados, ya que cuentan con más grados de libertad y son más robustos para proyección. Existen ciertos criterios llamados de información que ayudan a determinar p y q considerando esta preferencia. Estos son estructurados en términos de la sumatoria del cuadrado de los residuos (RSS) y un componente de penalidad, incluyendo el número de coeficientes que van a ser estimados (k) y el tamaño de la muestra (T). Aquí, se utilizan los criterios de Akaike (AIC) y Schwarz (CS), definidos de la siguiente forma:

$$AIC = \frac{RSS}{T} + 2k \frac{\sigma_{\tilde{\varepsilon}}^2}{T} \quad (2.10)$$

$$CS = \frac{RSS}{T} + k \frac{\ln(T\sigma_{\tilde{\varepsilon}}^2)}{T} \quad (2.11)$$

A partir de las expresiones (2.10) y (2.11) se observa que la diferencia en los dos criterios radica en la magnitud de la penalidad: el primero presenta un componente menor de punición que el segundo, y la disparidad es mayor a medida que el número de observaciones aumenta. El mejor modelo, de acuerdo a los dos criterios, es aquel que minimiza (2.10) y (2.11) y, al mismo tiempo, posee residuos no correlacionados.

¹ Ver Hamilton (1994).

2.1.4. Análisis de intervención

Aún es posible mejorar el modelo en términos de ajuste, captando ciertos movimientos bruscos o irregulares, o cambios tendenciales o estacionales marcados en la serie, que pueden ser atribuibles a errores en su construcción, cambios en su definición, medidas económicas especiales, acontecimientos extraordinarios, crisis económicas, u otros. Muchas de estas anomalías son fáciles de detectar con la simple inspección de la evolución de la serie, y pueden ser fácilmente removidas a partir de variables artificiales (*dummy*). Así, el proceso de la serie en estudio puede ser reformulado de la siguiente manera:

$$\tilde{\theta}(L)(1-L)^d \tilde{y}_t = \alpha_0 + \delta t + \alpha_1(1-L)^d D_1 + \alpha_2(1-L)^d D_2 + \dots + \alpha_n(1-L)^d D_n + \phi(L) \tilde{\varepsilon}_t \quad (2.12)$$

Las variables artificiales D_i ($i = 1, 2, \dots, n$) toman generalmente el valor de uno para la observación u observaciones que presentan algún comportamiento anómalo, y cero para las restantes. También pueden modelarse ciertas mudanzas de carácter permanente y constante; igualando a uno durante todo el periodo del cambio, o no constante; tomando los valores $1, 2, 3, \dots, j$, desde el inicio hasta el final del cambio, y manteniendo el valor j para las posteriores observaciones.

2.1.5. Capacidad predictiva del modelo

Por último, puede estudiarse la capacidad predictiva del modelo (2.12) a través del coeficiente de desigualdad Theil (U), que para el caso es definido como:

$$REQM = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Delta(1-L)^d \tilde{y}_t - \Delta(1-L)^d \hat{\tilde{y}}_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Delta(1-L)^d \tilde{y}_t)^2}} \quad (2.13)$$

El coeficiente será igual a cero cuando la proyección sea perfecta, e igual uno cuando la variable sea proyectada sin ningún cambio ($\Delta(1-L)^d \hat{\tilde{y}}_t = 0$). Valores mayores a uno significan que la proyección de la variable es menos exacta que el supuesto simple de constancia en la variación de la serie en el tiempo y, por tanto, el modelo tendrá una deficiente capacidad de proyección; lo inverso ocurre cuando el coeficiente es menor que la unidad.

2.2. Análisis de los componentes tendencial y cíclico

Aún encontrando un modelo que describa el comportamiento del índice industrial y permita realizar su proyección futura, la apreciación directa de los datos puede llevar a conclusiones incorrectas sobre su comportamiento, ya que existen oscilaciones cíclicas y ciertos factores irregulares. Por esta razón, es aconsejable realizar el seguimiento del fenómeno a través de lo que se conoce como *evolución subyacente*, que representa el comportamiento tendencial del fenómeno (Espasa y Cancelo, 1993). Metodológicamente, la variable $\tilde{y}$ puede ser dividida en dos componentes principales, de la siguiente manera:

$$\tilde{y}_t = \tau_t + \tilde{c}_t \quad (2.14)$$

donde; τ_t es el componente tendencial, relacionado con factores de largo plazo; y $\tilde{c}_t$ representa las oscilaciones cíclicas y ciertos factores irregulares.

La metodología utilizada para extraer de la serie (desestacionalizada) sus movimientos cíclicos y obtener su evolución subyacente se concentra en dos modalidades; la primera se refiere al filtro construido por Hodrick y Prescott (1997), y la segunda es el filtro de Pase de Bandas (Baxter y King, 1995).

2.2.1. El filtro de Hodrick y Prescott (HP)

Es un método que suaviza la evolución de una serie, removiendo los componentes cíclicos de forma aditiva, tal como se plantea en (2.14). La aplicación del filtro significa minimizar la varianza de $\tilde{y}_t$ alrededor de su valor tendencial, sujeta a una restricción de penalidad, de donde se obtiene la serie de la variable τ .

$$\{\tau_t\}_{t=0}^T = \underset{\tau}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{t=1}^T (\tilde{y}_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1})]^2 \right\} \quad (2.15)$$

λ representa el lagrangeano del problema y actúa como el parámetro de penalidad de la variabilidad en el componente tendencial, y controla la suavización de las series ajustadas; nótese que cuanto mayor es λ , la serie ajustada se encuentra más suavizada, y a medida que λ tiende a infinito, la serie se aproxima a una tendencia lineal. Para datos trimestrales, Hodrick y Prescott propusieron un valor óptimo para λ igual a 1.600.

El filtro trabaja satisfactoriamente con componentes no estacionarios que son integrados hasta el orden 4, sin embargo, puede amplificar las frecuencias de los ciclos cuando el espectro de la serie esta dominado por frecuencias bajas (periodos de tiempo largos),² pudiendo producir una dinámica cíclica espúrea (Guay y St-Amant, 1997).

2.2.2. El filtro de Pase de Banda

Baxter y King (1995) propusieron una media móvil finita como una aproximación del filtro ideal de Pase de Banda. La Banda se refiere a que la serie puede ser filtrada pasando a través de componentes que presentan una fluctuación entre un periodo de tiempo mínimo (t_{min}) y uno máximo (t_{max}), removiendo las frecuencias altas y bajas de los datos; el resultado de este proceso será la extracción del componente cíclico de la serie. La tendencia podrá ser obtenida a partir de lo que se conoce como filtro de Pase Bajo, que no es más que la determinación de los componentes de la serie cuya periodicidad es mayor o igual a t_{max} , es decir, de largo plazo. Por último, es también posible obtener ciertos factores irregulares a través del filtro de Pase Alto si se supone que afectan a la serie durante un periodo menor o igual que t_{min} .

Para el caso de la tendencia, el filtro puede ser expresado a partir de la siguiente media móvil:

$$\tau_t = \sum_{j=-k}^k \beta_j \tilde{y}_{t-j} \quad (2.16)$$

el objetivo es entonces determinar los valores de β_j . Baxter y King muestran que estos valores pueden ser encontrados analizando la serie en el dominio de la frecuencia, a partir de su función respuesta $B(w)$, como sigue:

² Anteriormente se formuló que la variable dependiente puede ser representada a través de un proceso ARMA (o ARIMA), en el dominio del tiempo. Alternativamente, las características de la variable pueden ser deducidas de una función periódica en el dominio de la frecuencia (w) o análisis espectral (ver Hamilton, 1994; capítulo 6).

$$\beta_t = \int_{-\pi}^{\pi} B(w)e^{i w j} dw \quad (2.17)$$

donde; w es la frecuencia ($=2\pi/t$), y j representa el número de observaciones utilizadas para la media móvil al principio y al final de la muestra. Integrando (2.17) los autores encuentran los siguientes resultados: $\beta_0 = w/\pi$, $\beta_j = \text{seno}(2\pi j/w)/(j\pi)$, $j = 1, 2, \dots, k$. Para obtener un filtro perfecto, el valor máximo de j debería ser infinito, sin embargo, como esto es imposible, se plantea utilizar el número máximo posible de observaciones de acuerdo a la información disponible. Nótese, sin embargo, que en (2.16) no es factible descomponer las j observaciones iniciales ni finales, ya que son utilizadas como información *a priori*.

Para encontrar el componente cíclico a través del filtro de Pase de Bandas se determina el rango de las frecuencias mínima y máxima, con relación a t_{max} y t_{min} respectivamente; la diferencia de (2.17) entre la primera frecuencia con relación a la segunda delimitará la banda. Por último, los factores irregulares pueden ser hallados a partir de (2.17), donde para $j=0$ el coeficiente es igual a $1-\beta_0$, y para $j \neq 0$ igual a $-\beta_j$.³

Aunque el filtro trabaja satisfactoriamente cuando las series no son estacionarias, presenta una deficiencia semejante al caso anterior, aproxima muy bien los componentes cíclicos, cuando el espectro de la serie original presenta un pico en la frecuencia del ciclo económico (intervalo de la banda). Sin embargo, si el espectro es dominado por frecuencias bajas, el filtro no identifica los componentes cíclicos adecuadamente (Guay y St-Amant, 1997).

3. MODELO DE COYUNTURA PARA LA ACTIVIDAD INDUSTRIAL

3.1. Características del índice de producción industrial

El indicador de coyuntura escogido para la actividad industrial ha sido el índice del volumen físico de la industria manufacturera (*IQVF*), ya que cuenta con un periodo de información más largo con relación a otros indicadores, tales como; el índice del volumen de ventas y el índice del consumo de energía eléctrica. Adicionalmente, este indicador puede ser interpretado como variable *proxy* del PIB industrial manufacturero, ya que se encuentra altamente correlacionado con este, con un coeficiente de 0.94.⁴

La serie del *IQVF* tiene periodicidad trimestral y anual, comienza en 1982 y termina en 1998; su evolución trimestral puede ser apreciada en el Gráfico 1. En la trayectoria del *IQVF* puede observarse tres características relevantes. La primera se refiere a su comportamiento tendencial: la serie es decreciente durante el periodo 1982:1/1985:4 aproximadamente. Esta evolución puede ser explicada por los efectos negativos que trajo sobre la economía la crisis de la deuda externa producida a comienzos de la década de los 80 y la caída de los precios internacionales de los minerales que el país exportaba. Posteriormente, la serie cambia de pendiente y se torna creciente, debido a las políticas de estabilización de precios y ajuste estructural que se implementaron en Bolivia a fines de 1985 y, en menor medida, al apoyo a la producción industrial.

La segunda se refiere a su marcada estacionalidad; presenta picos pronunciados en todos los terceros trimestres de cada año, y caídas en los primeros trimestres o, en algunos casos, segundos trimestres. Nótese también que las oscilaciones estacionales durante el periodo 1983:3/1987:4 son mayores que las presentadas durante el periodo restante, mostrando un patrón de comportamiento estacional desigual a lo largo del periodo. Esta característica podría ser explicada por tres aspectos básicos: 1) el mejoramiento tecnológico en la producción de ciertas materias primas, que estaría ocasionando un menor grado de dependencia estacional en estas; 2) la mayor producción relativa

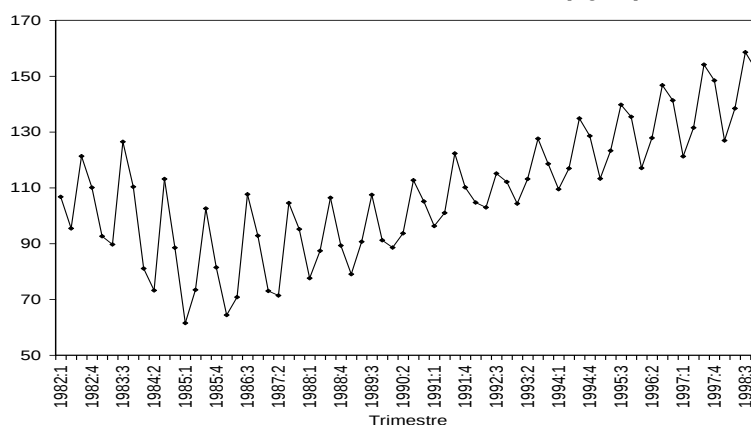
³ El lector que desee mayor información sobre el análisis del filtro puede recurrir a Baxter y King (1995).

⁴ El coeficiente de correlación de Pearson fue calculado en base a datos anuales de las dos variables para el periodo 1982-1998.

de manufacturas que requieran insumos que no presentan un componente estacional; y 3) el cambio en el comportamiento de la demanda.

Gráfico 1

Evolución del índice de quantum del volumen físico de la industria manufacturera (IQVF)



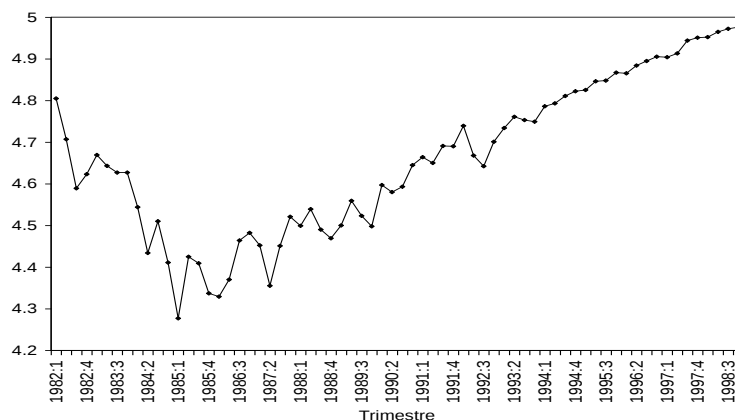
La última característica se refiere al movimiento irregular del IQVF en 1992, donde se observa que el pico en 1992:3 es menor con relación a los correspondientes años anteriores y posteriores, reflejando principalmente la caída en la elaboración de alimentos y textiles.

3.2. Estimación del modelo ARIMA

Para representar el índice industrial en un modelo ARIMA es necesario determinar su comportamiento estacionario, esta característica es estudiada haciendo uso del test Dickey-Fuller aumentado (ADF), describiendo el proceso de la serie en el tiempo de la forma (2.6). Previamente, sin embargo, la serie ha sido transformada a logaritmos y, posteriormente, desestacionalizada a partir del método X-11. El resultado de esta transformación es una nueva serie "LIQVFsa", cuya evolución se aprecia en el Gráfico 2 a seguir:

Gráfico 2

Evolución del logaritmo del índice de quantum del volumen físico de la industria manufacturera, serie desestacionalizada (LIQVFsa)



Aunque el método X-11 consigue suavizar la evolución del índice, se observa que algunos movimientos irregulares no han sido removidos satisfactoriamente. Esto refleja los siguientes aspectos: 1) las fuertes oscilaciones estacionales de la serie original durante el periodo 1983:3/1987:4 con relación al periodo posterior; 2) el patrón de comportamiento estacional desigual en algunos años, presentándose caídas en la evolución del índice en los primeros trimestres y, en otros casos, segundos trimestres; y 3) el movimiento atípico de la serie durante 1992.

Nótese, sin embargo, que ahora es más fácil identificar el quiebre estructural que ha sufrido la economía nacional a finales de 1985, que marca una variación tendencial significativa en el índice. Esta característica puede ser adecuadamente estudiada con los filtros de Hodrick y Prescott y Pase de Bandas; no obstante, para proyectar la serie cuatro pasos al frente a través del modelo ARIMA, es conveniente analizarla a partir de 1985:4.

Para determinar la existencia de raíz unitaria en la serie *LIQVFsa* se ha partido de un número de rezagos de ocho, y se ha procedido a testear la relevancia de los coeficientes de la forma sugerida por Hamilton (1994), encontrándose que el modelo óptimo incluye solamente un rezago. El análisis de los residuos a través de los estadísticos de Jarque-Bera y Q de Ljung-Box muestra que son normales y no correlacionados.⁵ El resultado del test es presentado en el Cuadro 1:

CUADRO 1

Análisis de raíz unitaria del indicador industrial (LIQFVsa) para el periodo 1985:4/1998:4

CATEGORÍA	Modelo Óptimo	Número de rezagos			Valor Crítico
		Dos	Cuatro	Seis	
con intercepto y tendencia	-7.117	-5.046	-3.938	-4.130	-3.495

Nótese que el valor del estadístico ADF para el modelo óptimo rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria al nivel de significancia del 5%,⁶ cuando se incluye la tendencia determinística y el intercepto.

⁵ Para mayores referencias sobre los estadísticos véase Green (1993).

⁶ Se utiliza el valor crítico tabulado por MacKinnon (1991).

Para analizar la robustez de este resultado, la regresión ha sido estimada nuevamente utilizando dos, cuatro y seis rezagos. Los valores del estadístico en estos casos corroboran la conclusión encontrada al analizar el modelo óptimo, como se aprecia en el Cuadro 1.

Para desarrollar el test adicional elaborado por Dickey y Fuller para la identificación de la no estacionariedad, se ha estimado por mínimos cuadrados ordinarios la regresión (2.9), encontrándose lo siguiente:⁷

$$LIQVFsa = 3.1614 + 0.0092*t + 0.2440*LIQVFsa \quad (2.18)$$

(0.5631) (0.1350) (0.0017)

Sabiendo que el tamaño de la muestra (T) es de 53 observaciones, es posible testear la hipótesis de que (2.18) es caracterizada por un proceso *random walk with drift*, estimando el estadístico de Dickey y Fuller ($T(\hat{\rho}-1)$) y posteriormente comparándolo con el valor crítico (v.c.) respectivo elaborado por los autores.⁸ El resultado de este cálculo es igual a $-40.1 < -19.8$ (v.c.), a partir del cual se rechaza la hipótesis de que $|\rho| = 1$. Adicionalmente, se ha testeado la hipótesis conjunta de que $|\rho| = 1$ y $\delta = 0$ a través del estadístico “F” y los valores críticos tabulados por Dickey y Fuller, siendo esta hipótesis también rechazada.

Del estudio anterior, se concluye que la serie posee una tendencia determinística que marca su no estacionariedad. Una vez deducida esta característica, el paso siguiente ha sido encontrar los valores óptimos de p y q del modelo ARMA a través de los criterios de información (2.10) y (2.11). Paralelamente al análisis de p y q , sin embargo, pueden ser incluidas variables artificiales que contribuyen a mejorar la descripción del comportamiento de la serie; de acuerdo al Gráfico 2, relacionado con $LIQVFsa$, se identifican las siguientes variables para el periodo 1985:4-1998:4.

- $DCE1$, $DCE2$, $DCE3$ y $DCE4$; que se construyen para estimar el efecto de las oscilaciones estacionales no removidas con el método X11. $DCE1$ es igual a uno en 1986:1 y 1987:2 y cero para las demás observaciones. $DCE2$ toma el valor de uno en los cuartos trimestres de 1986 y 1987 y cero en los restantes periodos. $DCE3$ es uno solamente para los trimestres de 1988:2 y 1989:2. Por último, $DCE4$ toma el valor de uno en los cuartos trimestres de 1988 y 1989.
- $D92:1$ y $D92:3$; intentan captar el movimiento irregular de la serie en el año de 1992, siendo iguales a uno en 1992:1 y 1992:3, respectivamente.

El proceso de selección del modelo ARMA parte del supuesto inicial de que el valor máximo de p y q es 8, y se estiman todas las combinaciones p y q desde 0 hasta 8, junto con las variables artificiales a partir del método de Box-Jenkins.⁹ De acuerdo a los dos criterios de información e incluyendo las variables artificiales, se ha escogido el modelo ARMA (4,2) como el óptimo; llegándose a la siguiente estimación final:

⁷ Los errores standard se encuentran entre paréntesis.

⁸ Ver Hamilton (1994), capítulo 17.

⁹ Las regresiones han sido estimadas utilizando el paquete RATS (Regression Analysis of Time Series). Los valores de los criterios de información para todas las combinaciones AR y MA son expuestos en la Tabla 2 del anexo.

Variable dependiente	<i>LIQVFsa</i>
Datos trimestrales	de 1985:04 hasta 1998:02
Número de observaciones	53
R² centrado	0.99677
Estadístico Q (13-6)	8.19898 - Nivel de significancia 0.31538
Estadístico Jarque-Bera	0.58974 - Probabilidad 0.74463
Akaike	-242.9316
Schwarz	-215.3475

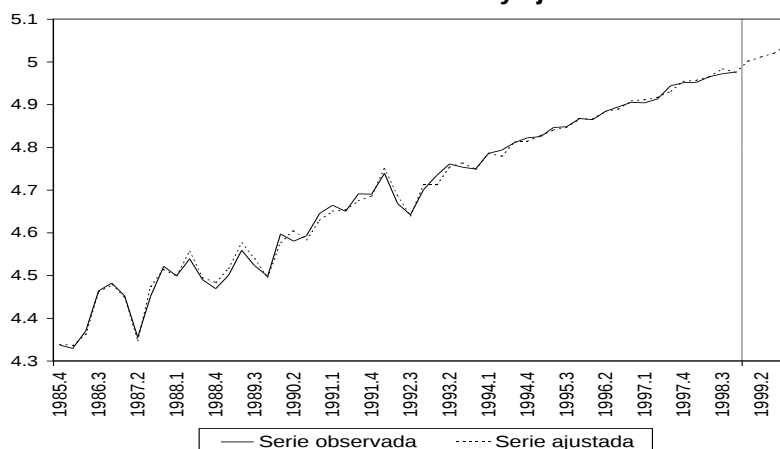
Variable	Coefficiente	Error Standard	Estadístico t	Significancia
Constante	4,210	0,014	297,802	0,000
AR(-1)	-1,010	0,126	-8,005	0,000
AR(-2)	0,037	0,188	0,195	0,847
AR(-3)	0,515	0,196	2,622	0,012
AR(-4)	0,192	0,102	1,882	0,067
MA(-1)	2,031	0,169	12,009	0,000
MA(-2)	1,301	0,170	7,659	0,000
<i>D921</i>	0,050	0,014	3,693	0,001
<i>D923</i>	-0,056	0,014	-3,935	0,000
<i>DCE1</i>	-0,136	0,019	-7,330	0,000
<i>DCE2</i>	0,040	0,015	2,656	0,011
<i>DCE3</i>	0,047	0,011	4,420	0,000
<i>DCE4</i>	-0,045	0,011	-4,042	0,000
<i>Tendencia</i>	0,012	0,000	35,819	0,000

Obsérvese que el coeficiente de ajuste (R^2) muestra que el modelo consigue explicar el comportamiento del índice industrial (medido como *LIQVFsa*) casi en la totalidad (100%), y los estadísticos Jarque-Bera y Q (Ljung-Box) muestran que los residuos son normales y no correlacionados. Nótese que todas las variables artificiales incluidas son significativas al nivel del 5%, lo que muestra que estarían captando satisfactoriamente los componentes irregulares de la variable.

A partir del modelo ARMA(4,2), la serie ha sido proyectada cuatro pasos al frente, es decir, para el periodo 1999:1-1999:4; su ajuste y proyección son apreciados en el Gráfico 3 a seguir:

Gráfico 3

**Evolución del indicador industrial, *LIQVFsa*
series observada y ajustada**



Puede apreciarse como el modelo consigue describir satisfactoriamente el comportamiento de la serie analizada para el periodo 1985:4-1998:4, proyectando adecuadamente los movimientos irregulares con ayuda de las variables artificiales. La proyección cuatro pasos al frente sigue la evolución positiva y suave que la serie presenta desde 1994.

La capacidad de proyección del modelo estimado puede ser analizada a partir de (2.13). Para esto, se ha proyectado la serie dinámicamente desde uno hasta ocho pasos al frente desde 1997:1 hasta 1998:4, y han sido comparados con los datos originales. El valor del coeficiente Theil-U es apreciado en el Cuadro 2.

Nótese que cuando se incluye en (2.13) solamente una observación, la capacidad predictiva del modelo es la mejor en el sentido de que se aproxima más a cero (0.413), esto quiere decir que el valor proyectado refleja satisfactoriamente el valor original. A medida que se incluyen más observaciones en la sumatoria para estimar (2.13), el coeficiente Theil U tiende a aumentar monotónicamente, como se observa en el Cuadro. Sin embargo, cuando se adicionan las proyecciones dinámicas, desde 1997:2 hasta 1998:4, se aprecia que el valor del coeficiente es aún inferior a uno (0.709), lo que muestra que es posible proyectar la serie ocho pasos al frente, y aún obtener estimaciones satisfactorias.

Cuadro 2

Análisis de la Capacidad Predictiva del Modelo

Trimestre	Serie Original (1)	Proyección Dinámica (2)	Variación (1)	Variación (2)	Coeficiente Theil U	
					Número Observación	Valor
1997.1	4.904	4.911				
1997.2	4.913	4.924	0.013	0.009	1	0.413
1997.3	4.944	4.937	0.013	0.031	2	0.556
1997.4	4.951	4.944	0.007	0.007	3	0.544
1998.1	4.952	4.960	0.016	0.001	4	0.711
1998.2	4.965	4.968	0.008	0.013	5	0.677
1998.3	4.972	4.981	0.013	0.007	6	0.686
1997:2	4.976	4.992	0.011	0.004	7	0.709

3.3. Análisis de los componentes cíclico y tendencial

El ciclo y la tendencia del índice industrial han sido obtenidos a partir de la serie en logaritmos ajustada por estacionalidad (*LIQVFsa*); utilizando los filtros de Hodrick y Prescott (HP) y Pase de Bandas (PB).

Para la estimación del segundo filtro se ha supuesto 6 y 21 observaciones para el intervalo de la banda; es decir, todos los movimientos incluidos entre el año y medio y un poco más de los cinco años se los han considerado cíclicos, las variaciones sucedidas en periodos mayores a cinco años han sido incluidas en el componente tendencial, y las oscilaciones menores a un año y medio han sido consideradas como factores irregulares. Debido al número de observaciones disponible se ha visto por conveniente utilizar las primeras 6 observaciones anteriores y posteriores para estimar los componentes en cada periodo (ver (2.16)); a medida que el tamaño de la muestra aumenta es recomendable utilizar más observaciones para estimar (2.16).

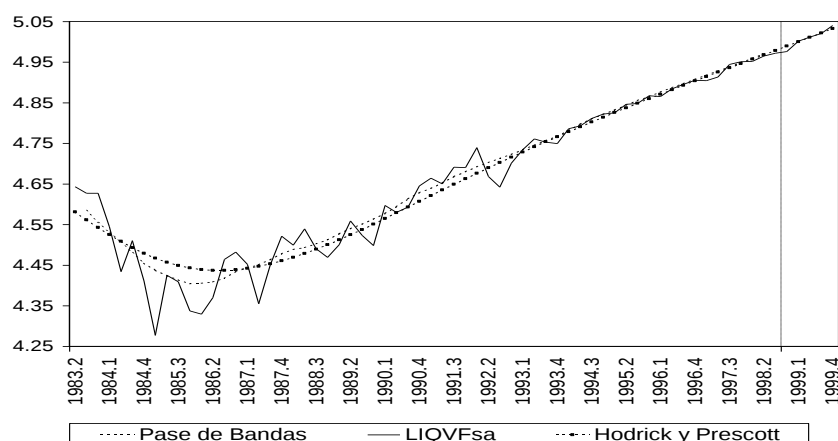
El Gráfico 4 presenta la serie *LIQVFsa* y las tendencias estimadas de acuerdo a estas dos metodologías.

Se observa que las dos tendencias poseen características semejantes, aunque aquella estimada por el filtro de PB es un poco oscilatoria y presenta valores ligeramente inferiores durante 1984:3/1986:3 y ligeramente superiores posteriormente. Ambas series muestran claramente los

efectos negativos del desorden macroeconómico experimentado en el país en la primera mitad de la década de los 80s, con una tasa promedio trimestral de aproximadamente -2% en los dos casos.

Gráfico 4

Evolución del Índice industrial (*LIQVFsa*) y tendencias



Obsérvese que el nivel tendencial del índice en 1983:2 es alcanzado solamente a finales de los años 80s, mostrando que la evolución de la producción de manufacturas solamente pudo recuperarse en el mediano plazo. Posteriormente, la tendencia continua ascendente, aunque con una inclinación moderada, el promedio del crecimiento trimestral para el periodo 1990:1-1998:4 alcanza aproximadamente al $1,2\%$ en los dos casos.

Nótese que a partir del ajuste de la serie (Gráfico 3), fue posible proyectarla en su nivel y su correspondiente tendencia (HP) cuatro pasos al frente, es decir, para 1999:1-1999:4, estas estimaciones muestran una continuidad en la evolución positiva del indicador. La tasa de crecimiento trimestral promedio para este periodo es, sin embargo, ligeramente menor ($1,1\%$) que la estimada para 1990:1-1998:4.

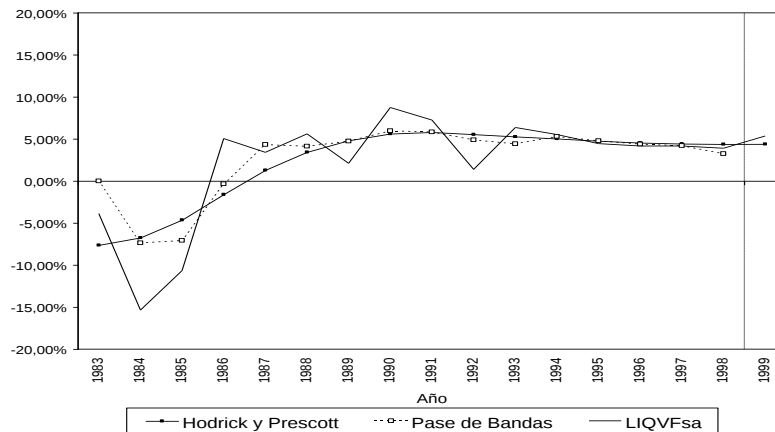
El Gráfico 5 presenta las tasas de crecimiento de *LIQVFsa* y de las dos tendencias, medidas anualmente a partir del promedio de los cuatro trimestres.

Nótese que las trayectorias de las tasas estimadas a partir de los dos filtros son semejantes, aunque la evolución de la tendencia por el método de Pase de Bandas (PB) es más sensible a las oscilaciones de la serie *LIQVFsa*, esto se debe a que el componente tendencial estimado por el filtro PB incluye las variaciones de la serie sucedidas en periodo mayores a cinco años.

Obsérvese que en los dos casos, la tasa acelera desde el periodo 1984 hasta comienzos de la década de los años noventa, llegando a un valor máximo de alrededor del $5,8\%$ en 1991 para el caso del filtro de Hodrick y Prescott (HP), y $6,0\%$ en el caso del PB para 1990. Posteriormente, ambas estimaciones caen ligeramente hasta el año de 1998, con tasas promedio de $5,0\%$ y $4,6\%$ respectivamente para el periodo 1991-1998.

Gráfico 5

Tasas de crecimiento anual de *LIQVFsa* y su evolución subyacente



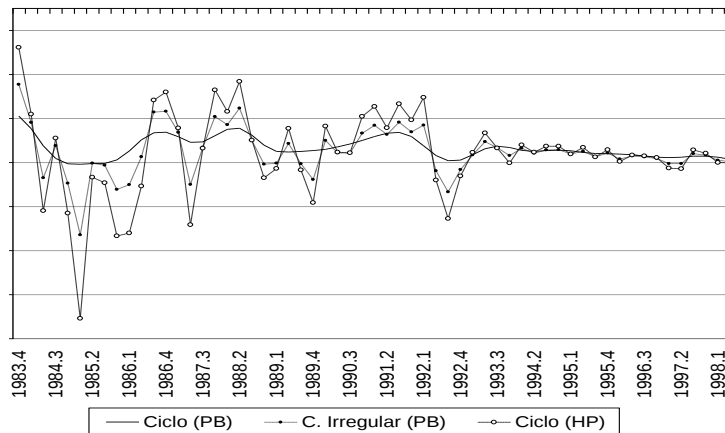
Analizando conjuntamente los Gráficos 4 y 5 puede inferirse que la estabilización de precios y el ajuste estructural sucedidos a finales de 1985, habrían dinamizado el crecimiento de las manufacturas hasta finales de los años ochenta, hasta que la producción de estas se encontró en niveles semejantes a los alcanzados a comienzos de la década de los ochenta. Este comportamiento, por lo tanto, respondería a un proceso de recuperación de la actividad, una vez que los factores negativos que lo rezagaron fueron eliminados, por un periodo de tiempo que se asemeja al periodo de recesión.

Evaluando el comportamiento del indicador durante la década de los 90s, puede deducirse que los entornos político, social y económico no han sido efectivos para dinamizar al sector. Aparentemente, los problemas largamente discutidos dentro de esta literatura como el contrabando, modernización de la gestión administrativa, financiamiento, apoyo a la innovación productiva y comercial, y otros; parecen no solamente haber estancado al sector, sino que lo estarían rezagando levemente. La proyección de la tasa de crecimiento por el HP para el año de 1999 apoya esta observación, donde se estima un valor de 4.4%.

Por último, el Gráfico 6 presenta los componentes cíclicos extraídos de los filtros de HP y PB respectivamente, adicionando el componente irregular deducido de este último:

Gráfico 6

**Componente cíclico del *LIQVFsa* desestacionalizado)
extraído de los filtros PB y HP**



Obsérvese que el componente cíclico estimado por el filtro HP presenta bruscas oscilaciones; esta característica puede ser explicada por la existencia de ciertos factores irregulares en la serie de estudio que no fueron removidos con el método X-11. Recuérdese que el filtro suponía la existencia de solamente dos componentes, suponiendo que cualquier componente no tendencial era cíclico.

En el caso del filtro PB, el componente se encuentra suavizado, ya que fue posible extraerlo de sus factores irregulares; aquí se puede apreciar claramente el ciclo negativo de la primera década de los años 80s, posteriormente se manifiestan tres periodos expansivos, en los años 1986, 1988, y 1991 respectivamente, siendo que los restantes años presentan tendencias recesivas. El comportamiento del ciclo en 1991 se relaciona con la evolución tendencial, donde se observaba que por ese periodo su tasa de crecimiento habría alcanzado su valor más alto.

Es interesante notar que el comportamiento del ciclo en 1992 refleja satisfactoriamente la caída en la producción industrial ocurrida en esa época. Aunque se observa una ligera recuperación en 1993, el comportamiento de esta serie para los años posteriores a 1993 es semejante al deducido para el componente tendencial: habría existido un ligero rezago del sector de forma continua. En este periodo, las estimaciones del ciclo a partir de los filtros HP y PB se asemejan debido a que el componente irregular es pequeño.

Finalmente, es importante notar que para el caso del índice industrial, el componente cíclico no es regular; es decir, su periodo de oscilación y su tamaño no se suceden de forma homogénea. Esta característica debe ser llevada en cuenta para diseñar cualquier política o realizar cualquier proyección o diagnostico futuro, ya que el comportamiento cíclico de la serie no es predecible y responde más bien a las condiciones del desarrollo del sector.

Por último, se observa que los movimientos de los factores irregulares siguen una evolución semejante al del componente cíclico extraído por el filtro HP, este resultado es compatible con las apreciaciones de Baxter y King (1995), donde se muestra que el componente cíclico de HP se asemeja al filtro de Pase Alto.

4. CONCLUSIONES

El estudio se ha dividido en dos análisis principales. El primero se refiere a la especificación del modelo ARIMA que permita explicar el comportamiento del índice industrial (medido en logaritmos), para poder realizar proyecciones que posibiliten el análisis del comportamiento futuro de la serie. El segundo se refiere a la descomposición de la serie en sus componentes tendencial y cíclico, pudiendo delimitar claramente su evolución subyacente y proyectarla hacia el futuro a través de los resultados del Modelo ARIMA.

En el primer análisis se ha encontrado que es mejor estimar el proceso estocástico del índice industrial (en logaritmos), una vez que se han extraído sus componentes estacionales. A partir de los testes de no estacionariedad y los criterios de información, ha sido posible especificar el modelo ARMA (4,2) con tendencia determinística como el modelo que mejor se ajusta a los datos de la nueva serie. Este resultado es susceptible, sin embargo, al periodo de análisis considerado; las observaciones nuevas podrían incidir en la determinación de los valores de p y q , por lo que el modelo debería ser continuamente reestimado para a fin de realizar proyecciones futuras.

Los filtros utilizados (HP y PB) han conseguido extraer satisfactoriamente la evolución subyacente; mostrando el fuerte rezago que la industria habría tenido durante la primera mitad de la década de los ochenta y su posterior recuperación. Las tasas de crecimiento de las tendencias sugieren que, a pesar de contar con una evolución positiva de la serie, esta habría tendido a disminuir en la década de los 90s.

Aunque el trabajo solamente diagnostica el comportamiento del sector, sin estudiar otras variables que incidan sobre este, un somero análisis que justifique la evolución del sector muestra que los esfuerzos realizados por el Gobierno y las instancias privadas se han enmarcado básicamente a mejorar la productividad de las empresas informales y formales a través de las políticas industriales y microempresariales, tal vez a un ritmo menor que el necesario para mantener al sector en un nivel dado de competitividad. El combate al contrabando ha sido descuidado y la infraestructura física de apoyo al sector ha sido mejorada moderadamente. Estos antecedentes sugieren que debe realizarse un estudio detallado para identificar claramente cuales son las causas y la forma como expanden o deprimen al sector, además de las ya identificadas, y, de esta manera, poder plantear políticas que puedan dinamizarlo. Un esfuerzo actual del Gobierno se traduce en la elaboración de la Ley de Aduanas, a partir de la cual se pretende reprimir drásticamente el contrabando.

Si las condiciones en torno al desarrollo de la industria manufacturera permanecen iguales, es posible deducir, a partir de las proyecciones realizadas por el modelo ARIMA, que las características de estancamiento de la tasa de crecimiento anual del índice permanecerán para el año de 1999. Este resultado debe ser tomado en cuenta en el diseño de políticas, principalmente si se considera que el desarrollo sostenible de un país, se asienta generalmente en el sector industrial, y que este sector en Bolivia representa más del 15% del PIB.

Por último, puede concluirse que la estimación del ciclo a través del filtro HP ha sido inexacta, debido, aparentemente, a la existencia de ciertos factores irregulares que estarían incluidos en este componente. Esta deficiencia ha sido subsanada utilizando el filtro PB, ya que consigue extraer satisfactoriamente estos factores irregulares. De este último análisis se aprecian dos características importantes: primero, el periodo recesivo experimentado en la primera mitad de la década de los años 80s; y, segundo, el estancamiento que la serie presenta desde 1993 y que se mantiene en la actualidad.

ANEXO

Tabla 1

AÑO	INDICE INDUSTRIAL		COMPONENTES: TENDENCIALES, CÍCLICOS				
	IQFV		E IRREGULAR				
	Serie Logarítmicos	en Serie Desestacionalizada	Hodrick y Prescott		Pase de Bandas		
			Tendencia	Ciclo	Tendencia	Ciclo	F.Irregular
1982.1	4.670	4.805	4.681	0.124			
1982.2	4.558	4.707	4.661	0.046			
1982.3	4.798	4.589	4.641	-0.052			
1982.4	4.701	4.623	4.620	0.003			
1983.1	4.528	4.669	4.600	0.069			
1983.2	4.496	4.643	4.581	0.062			
1983.3	4.840	4.627	4.562	0.065	4.584	-0.346	0.043
1983.4	4.703	4.627	4.543	0.084	4.555	-0.345	0.072
1984.1	4.395	4.544	4.525	0.019	4.530	-0.373	0.014
1984.2	4.293	4.434	4.508	-0.074	4.507	-0.413	-0.073
1984.3	4.729	4.510	4.493	0.017	4.481	-0.441	0.029
1984.4	4.483	4.411	4.479	-0.068	4.455	-0.453	-0.044
1985.1	4.119	4.277	4.467	-0.190	4.437	-0.454	-0.160
1985.2	4.296	4.425	4.457	-0.032	4.424	-0.453	0.001
1985.3	4.630	4.409	4.449	-0.040	4.413	-0.452	-0.004
1985.4	4.400	4.337	4.443	-0.106	4.404	-0.444	-0.067
1986.1	4.165	4.329	4.439	-0.110	4.405	-0.424	-0.076
1986.2	4.260	4.370	4.437	-0.067	4.408	-0.399	-0.038
1986.3	4.679	4.464	4.437	0.027	4.417	-0.382	0.047
1986.4	4.531	4.482	4.439	0.043	4.434	-0.381	0.048
1987.1	4.291	4.452	4.442	0.010	4.443	-0.391	0.009
1987.2	4.268	4.355	4.447	-0.092	4.451	-0.404	-0.096
1987.3	4.650	4.451	4.453	-0.002	4.463	-0.403	-0.012
1987.4	4.556	4.521	4.461	0.060	4.478	-0.389	0.043
1988.1	4.351	4.499	4.469	0.030	4.489	-0.375	0.010
1988.2	4.471	4.539	4.479	0.060	4.493	-0.372	0.046
1988.3	4.667	4.490	4.489	0.001	4.502	-0.388	-0.012
1988.4	4.492	4.469	4.500	-0.031	4.512	-0.411	-0.043
1989.1	4.370	4.500	4.512	-0.012	4.527	-0.425	-0.027
1989.2	4.507	4.559	4.524	0.035	4.540	-0.427	0.019
1989.3	4.677	4.523	4.537	-0.014	4.551	-0.425	-0.028
1989.4	4.513	4.498	4.551	-0.053	4.564	-0.423	-0.066
1990.1	4.484	4.597	4.565	0.032	4.577	-0.420	0.020
1990.2	4.539	4.580	4.579	0.001	4.594	-0.415	-0.014
1990.3	4.725	4.593	4.593	0.000	4.614	-0.408	-0.021
1990.4	4.655	4.645	4.607	0.038	4.629	-0.400	0.016
1991.1	4.567	4.664	4.621	0.043	4.639	-0.391	0.025
1991.2	4.615	4.650	4.635	0.015	4.653	-0.384	-0.003

Continuación Tabla1

1991.3	4.806	4.691	4.649	0.042	4.668	-0.382	0.023
1991.4	4.702	4.690	4.663	0.027	4.680	-0.391	0.010
1992.1	4.651	4.739	4.676	0.063	4.692	-0.412	0.047
1992.2	4.634	4.668	4.689	-0.021	4.703	-0.434	-0.035
1992.3	4.746	4.642	4.703	-0.061	4.713	-0.446	-0.071
1992.4	4.719	4.701	4.715	-0.014	4.723	-0.445	-0.022

1993.1	4.648	4.734	4.728	0.006	4.734	-0.432	0.000
1993.2	4.728	4.761	4.741	0.020	4.745	-0.419	0.016
1993.3	4.849	4.753	4.754	-0.001	4.757	-0.413	-0.004
1993.4	4.776	4.749	4.766	-0.017	4.767	-0.416	-0.018
1994.1	4.696	4.786	4.778	0.008	4.781	-0.423	0.005
1994.2	4.761	4.793	4.790	0.003	4.797	-0.425	-0.004
1994.3	4.904	4.811	4.802	0.009	4.810	-0.423	0.001
1994.4	4.856	4.822	4.814	0.008	4.821	-0.422	0.001
1995.1	4.730	4.825	4.826	-0.001	4.832	-0.423	-0.007
1995.2	4.814	4.846	4.837	0.009	4.844	-0.427	0.002
1995.3	4.940	4.848	4.849	-0.001	4.855	-0.430	-0.007
1995.4	4.908	4.867	4.860	0.007	4.865	-0.430	0.002
1996.1	4.763	4.865	4.871	-0.006	4.876	-0.431	-0.011
1996.2	4.851	4.884	4.882	0.002	4.887	-0.433	-0.003
1996.3	4.988	4.895	4.893	0.002	4.897	-0.435	-0.002
1996.4	4.951	4.905	4.904	0.001	4.908	-0.438	-0.003
1997.1	4.798	4.904	4.914	-0.010	4.918	-0.439	-0.014
1997.2	4.879	4.913	4.925	-0.012	4.928	-0.438	-0.015
1997.3	5.038	4.944	4.936	0.008	4.938	-0.436	0.006
1997.4	5.000	4.951	4.946	0.005	4.949	-0.436	0.002
1998.1	4.843	4.952	4.957	-0.005	4.959	-0.438	-0.007
1998.2	4.930	4.965	4.968	-0.003	4.970	-0.443	-0.005
1998.3	5.066	4.972	4.979	-0.007			
1998.4	5.026	4.976	4.989	-0.013			
1999.1		5.002	5.000	0.002			
1999.2		5.011	5.011	0.001			
1999.3		5.020	5.021	-0.001			
1999.4		5.040	5.032	0.008			

Tabla 2

Selección del modelo ARMA(p,q) de acuerdo a los criterios de información (incluye las variables artificiales)

AR	MA	AKAIKE	SCHWARZ	AR	MA	AKAIKE	SCHWARZ
0	0	-196.540	-180.778	4	5	-228.430	-194.935
0	1	-194.895	-177.163	4	6	-219.096	-183.630
0	2	-197.503	-177.801	4	7	-214.514	-177.079
0	3	-195.602	-173.929	4	8	-231.011	-191.606
0	4	-193.898	-170.255	5	0	-196.351	-170.737
0	5	-208.352	-182.738	5	1	-226.298	-198.714
0	6	-207.143	-179.559	5	2	-228.950	-199.395
0	7	-203.794	-174.240	5	3	-219.419	-187.894
0	8	-200.077	-168.552	5	4	-244.783	-211.288
1	0	-194.836	-177.103	5	5	-235.830	-200.364
1	1	-225.085	-205.382	5	6	-213.799	-176.363
1	2	-230.718	-209.045	5	7	-220.537	-181.131
1	3	-172.503	-148.860	5	8	-190.280	-148.903
1	4	-232.265	-206.652	6	0	-196.136	-168.552
1	5	-169.650	-142.066	6	1	27.689	57.243
1	6	-224.810	-195.255	6	2	-226.206	-194.682
1	7	-217.839	-186.315	6	3	49.465	82.960
1	8	-237.038	-203.543	6	4	-228.258	-192.793
2	0	-194.025	-174.322	6	5	-219.757	-182.322
2	1	-221.899	-200.226	6	6	-235.862	-196.456
2	2	-235.335	-211.692	6	7	-229.457	-188.081
2	3	-225.832	-200.218	6	8	-214.220	-170.874
2	4	-225.923	-198.339	7	0	167.776	197.330
2	5	-226.891	-197.337	7	1	-79.930	-48.406
2	6	-232.854	-201.329	7	2	139.231	172.726
2	7	-220.492	-186.997	7	3	4.243	39.708
2	8	-211.383	-175.918	7	4	122.580	160.015
3	0	-195.816	-174.143	7	5	122.178	161.584
3	1	-227.939	-204.295	7	6	118.617	159.993
3	2	-237.389	-211.775	7	7	116.447	159.793
3	3	-229.286	-201.702	7	8	-58.332	-13.015
3	4	-237.030	-207.476	8	0	170.936	202.461
3	5	-214.882	-183.358	8	1	61.960	95.455
3	6	-234.213	-200.718	8	2	124.690	160.155
3	7	-213.395	-177.930	8	3	32.569	70.004
3	8	-243.279	-205.844	8	4	117.137	156.543
4	0	-195.540	-171.896	8	5	141.186	182.562
4	1	-215.617	-190.004	8	6	124.779	168.126
4	2	-242.932	-215.348	8	7	119.978	165.294
4	3	-225.973	-196.419	8	8	113.771	161.058

El modelo escogido se encuentra en negrillas.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Baxter, M., y R. G. King, (1995), "Measuring Business-cycles: Approximate Band-Pass Filters for Economics Series," National Bureau of Economic Research, Working Paper n° 5022.

Espasa, A., y J. R. Cancelo, (1993), Métodos Cuantitativos para el Análisis de la Coyuntura Económica, Alianza Editorial, S. A., Madrid, España.

Green, W., (1993), Econometric Analysis, New York.

Guay, A., y P. St-Amant, (1997), "Do the Hodrick-Prescott and Baxter-King Filters Provide a Good Approximation of Business Cycles," Center for Research on Economic Fluctuation and Employment, Working Paper n° 53.

Hamilton, J., D., (1994), Time Series Analysis, Princeton University Press, Princeton, New Jersey, United States.

Hodrick, R., J., y E. C. Prescott, (1997), "Post-war U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation," *Journal of Money, Credit, and Banking* 29: 1–16.

MacKinnon, J., G., (1991), "Critical Values for Cointegration Tests," *Long-run Economic Relationships: Readings in Cointegration*, edited by R.F.Engle and C.W.J. Granger, Oxford University Press, United States.

Marvall, A., s.f., "La Extracción de Señales y el Análisis de Coyuntura," Documento de Trabajo n° 8903, Banco de España, España.

Melis M., F., (1989), "Sobre la Hipótesis de Componentes y la Extracción de la Señal de Coyuntura sin Previa Desetacionalización," *Revista Española de Economía* 6: 131-163.

-----,(1991), "La Estimación del Ritmo de Variación en Series Económicas," *Estadística Española*, Instituto Nacional de Estadística, Madrid, España.

Mill, T., C., (1994), *Time Series Techniques for Economists*. Cambridge University Press. Great Britain.